

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
„КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО”

ФАКУЛЬТЕТ ЕЛЕКТРОНІКИ
КАФЕДРА ПРОМИСЛОВОЇ ЕЛЕКТРОНІКИ

До захисту допущено
Завідувач кафедри

_____ Ю.С. Ямненко
(підпис) (ініціали, прізвище)

„_____” _____ 2019р.

Дипломний проект
на здобуття ступеня бакалавра

з напрямку підготовки 6.050802 Електронні пристрої та системи
(код та назва напрямку підготовки або спеціальності)

на тему Прогнозування електроспоживання на базі вейвлетів

Виконав: студент 4 курсу, групи ДС-52

Крамаренко Семен Віталійович _____
(прізвище, ім'я, по батькові) (підпис)

Керівник проф. каф. ФЕЛ, Ямненко Юлія Сергіївна _____
(посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали) (підпис)

Консультанти: Технічний розділ _____
(назва розділу) (вчені ступінь та звання, прізвище, ініціали) (підпис)

Рецензент _____
(посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали) (підпис)

Засвідчую, що у цьому дипломному проекті
немає запозичень з праць інших авторів без
відповідних посилань

Студент _____
(підпис)

**Національний технічний університет України
“Київський політехнічний інститут
імені Ігоря Сікорського”**

Факультет електроніки
(повна назва)

Кафедра промислової електроніки
(повна назва)

Рівень вищої освіти – перший (бакалаврський)

Напрямок підготовки 6.050802 Електронні пристрої та системи
(шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

(підпис) Ю.С. Ямненко
(прізвище ініціали)

«____» _____ 2019 року

**З А В Д А Н Н Я
НА ДИПЛОМНИЙ ПРОЕКТ СТУДЕНТУ
Крамаренко Семену Віталійовичу
(прізвище, ім'я, по батькові)**

1. Тема проекту: Прогнозування електроспоживання на базі вейвлетів

Керівник проекту Ямненко Юлія Сергіївна, проф., д.т.н.
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від « 23 » березня 2019 року № 1008-с

2. Строк подання студентом проекту _____

3. Вихідні дані до проекту Локальний об'єкт MicroGrid з альтернативними джерелами; Добові характеристики електроспоживання MicroGrid; Метод прогнозування на базі вейвлетів; Тип вейвлету-вейвлет Хаара; Вибір рівня розкладання – використання коефіцієнту подібності; «Схожість» характеристик – теорія класифікації

4. Зміст (дипломної роботи) пояснювальної записки (перелік завдань, які потрібно розробити) 1) Дослідження системи керування генераторами та навантаженнями;

2) Аналіз існуючих методів прогнозування; 3) Вибір та обґрунтування методу прогнозування на базі вейвлет-перетворення Хаара; 4) Формування бази характеристик електроспоживання; 5) Реалізація методу в середовищі MATLAB

5. Перелік графічного (ілюстративного) матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслеників, плакатів, презентацій тощо) Теоретичні креслення, слайди презентації.

6. Консультанти розділів проекту

Розділ	Прізвище, ініціали та посада Консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Технічний			

7. Дата видачі завдання _____ 22.05.2019р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів виконання дипломного проекту	Строки виконання етапів проекту	Приміт ка
1	Огляд існуючих моделей прогнозування	19.05 – 25.05	
2	Дослідження перетворення Хаара	26.05 – 01.06	
3	Формування навчальної вибірки	02.06 – 08.06	
4	Реалізація методу в MATLAB	09.06 – 11.06	
5	Підготовка до захисту ДП	12.06 – 17.06	
6	Захист ДП	18.06 - 20.06	

Студент

(підпис)

(ініціали, прізвище)

Керівник проекту

(підпис)

(ініціали, прізвище)

АНОТАЦІЯ

Сучасні тенденції на ринку електроніки вимагають пошуку комплексних рішень по прогнозуванні електроспоживання локальних об'єктів. Тому, є актуальним дослідження методів, які при мінімальних розрахунках будуть проводити прогнозування з максимальною точністю.

У дипломній роботі були досліджені існуючі методи прогнозування електроспоживання локального об'єкту. Було з'ясовано, що на сьогоднішній день існує два основні методи прогнозування електроспоживання, які передбачають ситуацію з істотними стрибками електроспоживання, а саме: метод прогнозування електроспоживання за допомогою нейронних мереж і метод прогнозування електроспоживання за допомогою вейвлет-перетворень. Було обрано метод прогнозування за допомогою вейвлетів, оскільки він має ряд переваг перед методом прогнозування за допомогою нейронних мереж.

Ключові слова: прогнозування електроспоживання, вейвлет.

SUMMARY

Modern trends in the electronics market require the search for comprehensive solutions for forecasting the local consumption of electricity. Therefore, it is actual research of methods, which at the minimum calculations will carry out forecasting with maximum accuracy. In the work, existing methods of forecasting the local consumption of electricity were investigated. It was found that to date there are two main methods of forecasting electricity consumption, namely: the method of forecasting electricity consumption with the help of neural networks and the method of predicting power consumption using wavelet transformations. Wavelet forecasting method was chosen because it has several advantages over the prognostication method using neural networks.

Keywords: forecasting of electricity consumption, wavelet.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	3
1.СИСТЕМИ З РОЗПОДІЛЕНОЮ ГЕНЕРАЦІЄЮ ЕНЕРГІЇ.....	Error! Bookmark not defined
2.ІСНУЮЧІ СИСТЕМИ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОГО КЕРУВАННЯ.....	8
2.1. Система Smart–MAC	8
2.2. Система PSIVpp	10
3.ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ЛОКАЛЬНОГО ОБ’ЄКТУ.....	15
3.1. Дослідження існуючих методів прогнозування.....	15
3.2. Прогнозування за допомогою нейронних мереж	16
3.3. Прогнозування за допомогою вейвлет-перетворень та теорії класифікації	19
4.СТВОРЕННЯ БАЗИ ХАРАКТЕРИСТИК ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ	29
5.ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ ВЕЙВЛЕТІВ ХААРА	33
5.1. Вибір рівня розкладання	33
5.2. Знаходження найбільш подібної характеристики	38
5.3. Подальше застосування прогнозованих значень	45
ВИСНОВКИ ТА РЕКОМЕНДАЦІЇ.....	46
СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ.....	48
ABSTRACT	

					ДС52.521204.001.ПЗ				
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата					
Розроб.		Крамаренко С.В			Прогнозування електроспоживання на базі вейвлетів	Літ.		Арк.	Акрушіє
Перевір.		Ямненко Ю.С.						2	
						НТУУ «КПІ» ім. І. Сікорського, ФЕЛ каф. ПЕ			
Н. Контр.		Батрак Л.М.							
Затверд.		Ямненко Ю.С..							

ВСТУП

На сьогоднішній день нагальним постає питання прогнозування електроспоживання локальних об'єктів. Так, наприклад, компанії, що займаються постачанням електроенергії, зобов'язані звітувати про планове електроспоживання на добу вперед. Результатом такого планування є плановий погодинний графік електроспоживання. Відхилення планового графіку в більшу або меншу сторону призводить до того, що компанія несе додаткові фінансові втрати на закупівлю об'ємів електроенергії, яких не вистачає по більш високих цінам, або ж продажу надлишкових об'ємів електроенергії по більш низькій ціні. Також, окрім компаній, що займаються постачанням електроенергії прогнозування електроспоживання є актуальним і для інших локальних споруд, починаючи від промислових об'єктів і закінчуючи приватними будівлями[1]. Таку популярність даний напрям отримав завдяки поширенню Microgrid – локальної ізольованої мережі, що включає в себе набір генеруючих джерел, а також ряд навантажень. Генеруючі об'єкти представлені комбінацією традиційних джерел, що працюють на дизелі або газі, малими гідростанціями та поновлювальними джерелами енергії(в основному це вітряні установки та сонячні станції).

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
						4
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

1.СИСТЕМИ З РОЗПОДІЛЕНОЮ ГЕНЕРАЦІЄЮ ЕНЕРГІЇ

Сучасний споживач придає особливу увагу таким аспектам як комфорт, безпека і зручність. Вимоги споживачів вже призвели до того, що всі будинки оснащені різноманітними електронними приладами, контроль над якими здійснюється спеціальними системами. Пристрої в таких «розумних будинках» підключені до мережі комутаторами, що в свою чергу забезпечує зв'язок окремого пристрою з системою в цілому. Такі системи контролюють всі підключені прилади, контролюють роботу приладів в строго заданих тарифних проміжках, в разі небезпеки система вмикає аварійну сигналізацію, тощо. Склад такої системи зображено на рис. 1.1.



Рис.1.1 Розумний будинок

Але такі локальні об'єкти споживають значну кількість електричної енергії і тому проблема забезпечення енергоефективності є одною з першочергових в таких системах. Зазвичай об'єкти містять кілька генераторів та накопичувачів(рис 1.2).

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
						5
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

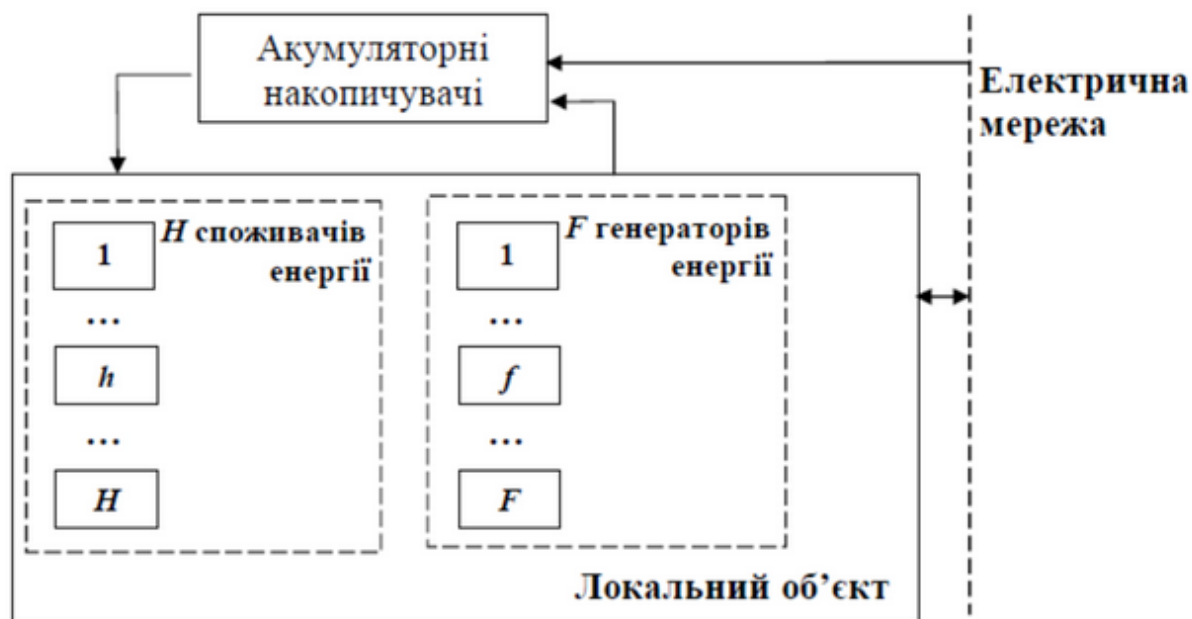


Рис. 1.2. Схема генераторів та споживачів об'єкта

При роботі n генераторів електроенергії кількість режимів генерації Q обчислюється за формулою:

$$Q = 2^n \sum_{m=1}^n C_n^m + 1,$$

де 2 – це множник, що демонструє можливість роботи у режимах «увімкнено» і «вимкнено», $C_n^m = \frac{n(n-1)\dots[n-(m-1)]}{m!}$ – кількість з'єднань елементів.

Так, якщо у складі локального об'єкта є 5 генераторів (сонячна батарея, вітровий генератор, електромережа акумулятор, що працює на дизелі або бензині, акумулятор у режимі розряду) то в такому випадку $Q = 417$. При розгляданні режимів споживання та генерації одночасно це значення суттєво зростає. Тому, цей момент є доволі суттєвим при розробленні оптимальних способів керування усіма процесами. До того ж, споживання електроенергії відбувається вкрай неоднорідно на всьому часовому інтервалі[1]. Для більшості локальних об'єктів спостерігаються два піки споживання – ранковий та вечірній, а також суттєві спади, при яких споживання електроенергії є нижчим ніж порогове значення(рис.1.3).

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		6

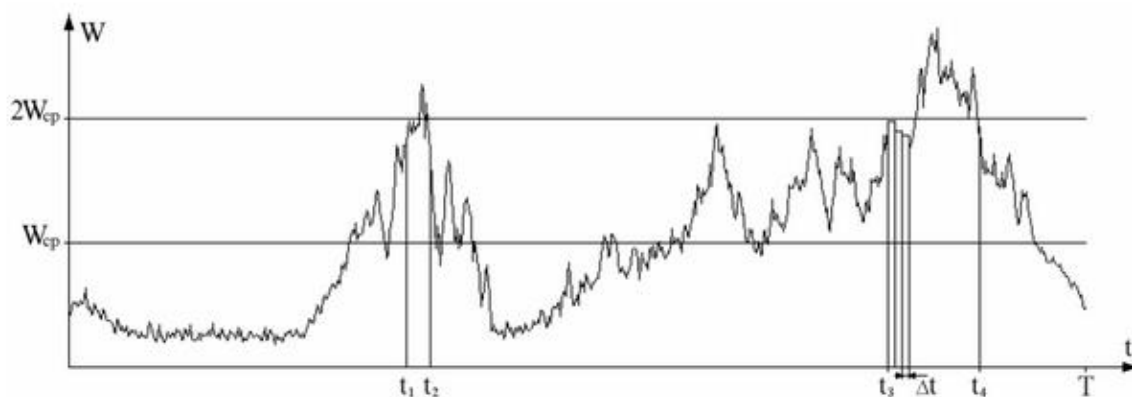


Рис.1.3 Електроспоживання локального об'єкту

Також при використанні електроенергії з мережі варто враховувати наявність тарифів, що діють по всій території України. Тому, при розробці системи керування зазвичай враховується цей фактор. Так, наприклад прання речей за допомогою прального автомата можна здійснювати винятково вночі, коли діють нічні квоти.

З іншого боку, якщо автономний локальний об'єкт під'єднаний до сонячних панелей більш доцільно буде користуватися усіма приладами вдень, тому, що генерація електроенергії в цей період є максимальною.

2.ІСНУЮЧІ СИСТЕМИ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОГО КЕРУВАННЯ

На сьогоднішні день усі розробки та системи, які зустрічаються на ринку повністю не розв'язують задачу комплексного оптимального використання електроенергії, з точки зору забезпечення комфортного існування споживача та скорочення втрат при здійсненні необхідного функціонування усього об'єкту. Щоб вирішити цю проблему необхідно розглядати не тільки об'єкт як набір різноманітного обладнання, але враховувати інформаційні і функціональні зв'язки між ними, режими роботи та економічний аспект. Найбільш успішними та існуючими системами в цій галузі на сьогоднішній день є Smart–MAC та PSIVpp.

2.1 Система Smart–MAC

Smart–MAC – розумний лічильник, за допомогою якого відбувається аналіз електроспоживання, газу та води. Він включає в себе енергометри для виміру параметрів мережі та електроспоживання, імпульсні лічильники для виміру споживання води та газу, датчики вологості, температури, рівня освітленості та інших параметрів. Прилади поміщені в спеціальні корпуси і мають можливість монтажу на DIN – рейку.

Аналіз та відстежування даних відбувається за допомогою додатку Smart–MAC Dashboard, який працює на таких операційних системах як Windows, iOS, Android. За допомогою додатку відбувається контроль поточних показників, та аналізувати збережені дані, які були отримані з пристроїв Smart–MAC. Користувач має можливість налаштовувати віджети характеристик та індикаторів, підключати, або відключати пристрої до обраного облікового запису. Паралельно з цим усі поточні дані в повному обсязі доступні на WEB сторінці пристрою(рис. 2.1).

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
						8
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



Рис. 2.1 Принцип роботи Smart-MAC

В основу керування всіма приладами закладена задача мінімізації ресурсів та затрат, що йдуть безпосередньо на функціонування всього об'єкту. Тому всі перетворювальні пристрої складають взаємозв'язане середовище, в якому відбувається обмін інформацією та налаштування існуючих алгоритмів керування окремими пристроями в залежності від завантаженості системи, розподілу навантажень та генераторів, а також вартісних факторів. Після встановлення пристрій має доступ аналогічно з Wi-Fi, а початкові налаштування можна здійснити за допомогою будь-якого мобільного пристрою[16].

Функції системи:

- вимірювання поточних значень струму, напруги, потужності.
- моніторинг виробництва енергії з відновлювальних джерел, надсилання повідомлення в разі зміни напрямку енергії.
- вимірювання температури (до п'яти датчиків на один пристрій, а також аналоговий вхід для датчиків вологості).
- похибка показів становить до 1%, що відповідає похибці стандартного побутового лічильника.

- В разі вироблення електричної енергії, що перевищує допустимий поріг вмикаються баластні навантаження.

- Зв'язок з хмарним сервером відбувається за рахунок бездротового з'єднання Wi-Fi.

- Наявність у всіх приладах резервної пам'яті для зберігання даних в разі втрати зв'язку з сервером.

Продуктова лінійка Smart-MAC представлена приладами для моніторингу будь-яких ситуацій (рис. 2.2):

- однофазні електролічильники;
- трифазні електролічильники;
- лічильники імпульсів з датчиками температурних режимів та аналоговим входом.

2.1 Система PSIVpp

PSIVpp – система комплексних рішень для віртуальних електростанцій. Перед початком роботи проводиться під'єднання пристроїв до «smart» контролерів, за допомогою яких відбувається керування мережею. Після цього налаштовується комунікаційний канал, що передає команди керування і реєструє дані генерування та споживання. На кінцевому етапі створюється інтеграція генерування з оптимальною роботою на рику постачання електричної енергії. Центральна система керування дозволяє слідкувати за втратами на виробництво, та надходженням коштів[26].

За допомогою програмного пакету SCADA відбувається технічний контроль, передача знятих характеристик та параметрів, а також моніторинг всього об'єкту (рис. 2.3).

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		10



Рис.2.2. Приклади продукції Smart-MAC

За допомогою програмного пакету SCADA відбувається технічний контроль, передача знятих характеристик та параметрів, а також моніторинг всього об'єкту[9].

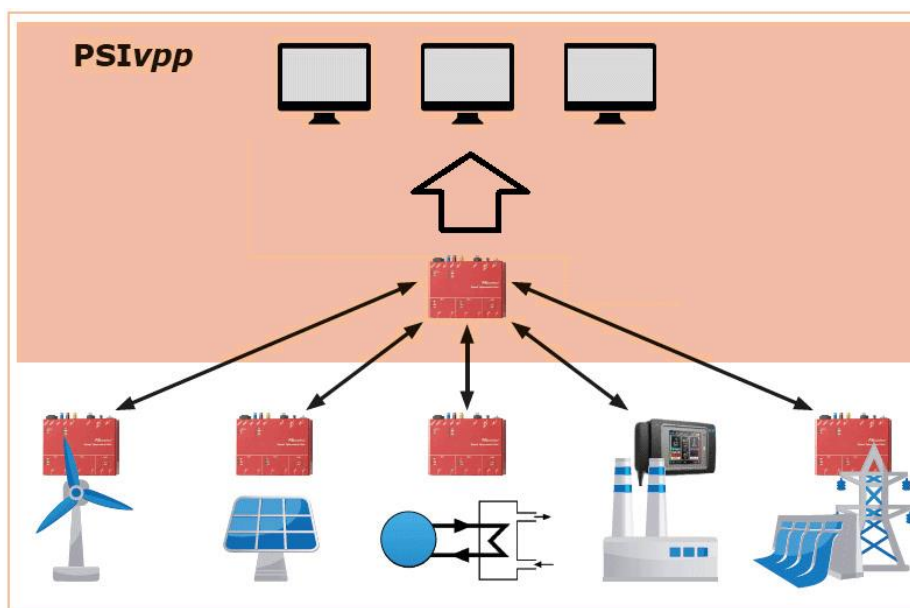
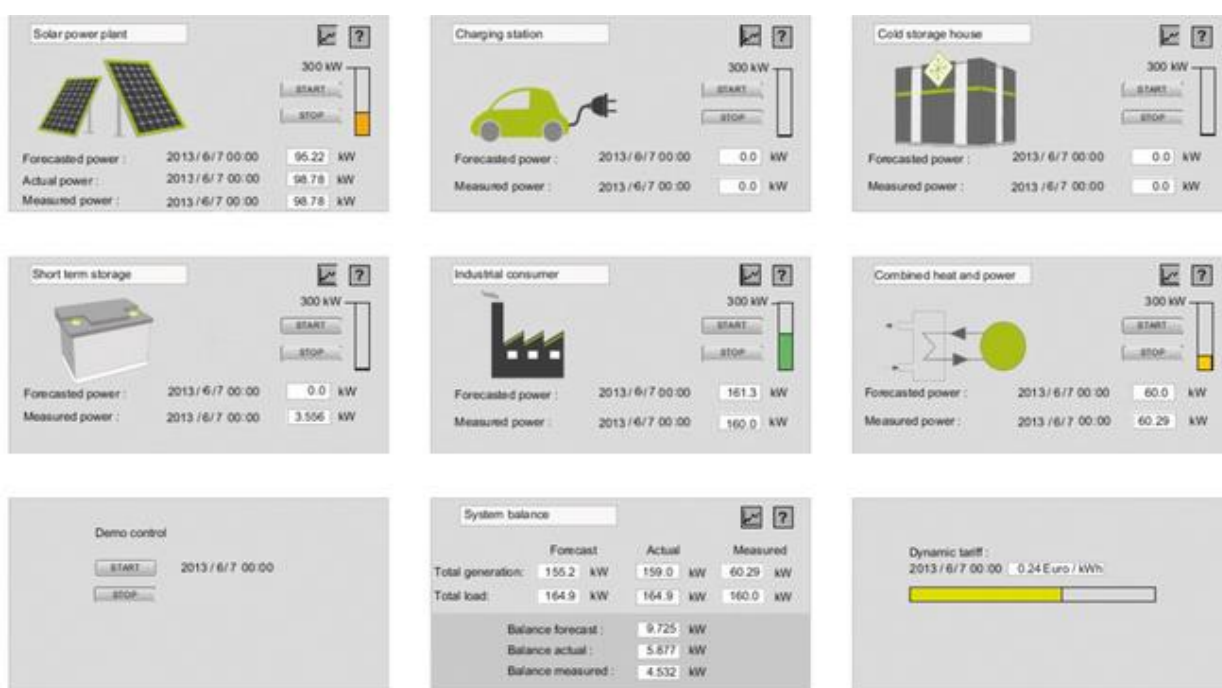
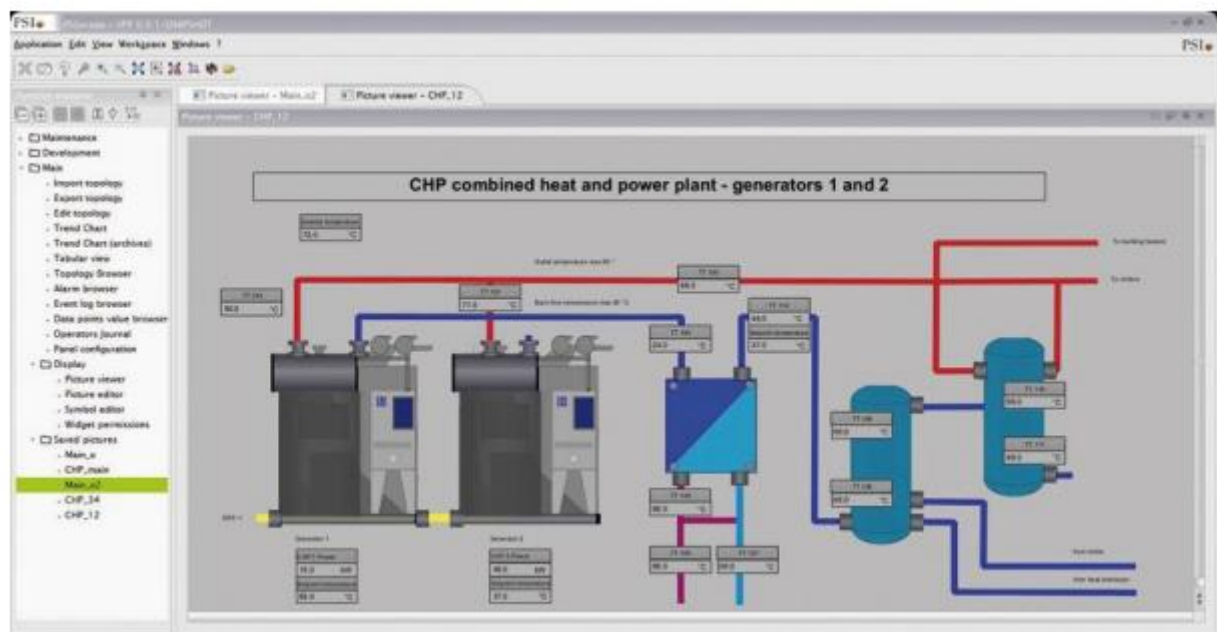


Рис. 2.3. Принцип роботи PSIVpp

Моделюванню піддані усі елементи системи, що дозволяє слідкувати та отримати інформацію про функціонування будь-якого елементу. Графічне відображення системи дозволяє контролювати весь процес в реальному часі. Більше того, дана система надає можливість вести запис та зберігання усіх процесів (рис 2.3).





2.4 Зовнішній вигляд програми керування SCADA

Віртуальна електростанція працює в синергії з обладнанням STU (Smart Telecontrol Unit)(рис 2.5), що підключається до всіх елементів. Усі результати вимірів збираються в STU та передаються до SCADA. Обладнання використовує протоколи телекерування IEC 608705-101/-103/-104, DNP3, IEC 61850, протоколи лічильників SYM2, SML, DLMS, IEC 61850 IEC 62356-21 і DNP3, промислові протоколи CANopen та Modbus[23].

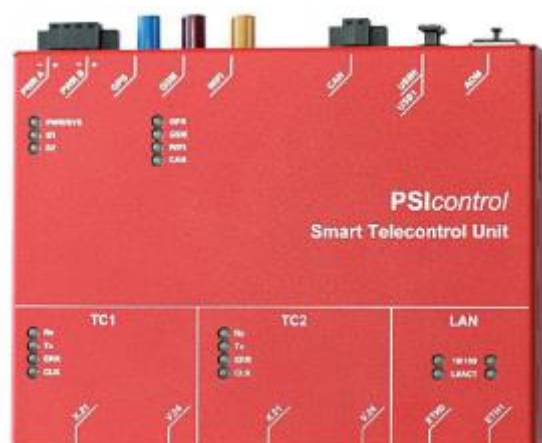


Рис.2.5 Smart Telecontrol Unit

Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

ДС52.521204.001.ПЗ

Арк.

13

Дана система являється новою моделлю на ринку електроенергії. Програмний пакет дозволяє отримати більш ефективні економічні показники генерації електричної енергії завдяки великій кількості невеликих систем, що можуть успішно співпрацювати з представниками традиційного електроенергетичного ринку.

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
						14
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

3.ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ЛОКАЛЬНОГО ОБ'ЄКТУ

3.1 Дослідження існуючих методів прогнозування

При прогнозуванні електроспоживання отримується головна інформація, яка використовується для керування системою та подальшому плануванні робочих режимів. У сучасних мережах зміни в навантаженнях відбуваються доволі часто і можуть залежати як від сезонності і часу доби, так і від особливостей споживача, що може призвести до випадкових змін споживання. В таких випадках прогнозування електроспоживання та розробки систем моніторингу можуть бути суттєво ускладнені. Використовуючи дані прогнозування відбувається розрахунок початкових режимів роботи систем та їх економічних показників.

Серед усіх існуючих методів прогнозування, більша частина - це комбінація статистичних операцій, в яких навіть не виділяються базова та змінна складові навантаження. Зовсім небагато методів прогнозування розглядають можливість випадкових змін у навантаженні, що зазвичай викликані людським фактором. В методах, які не передбачають такі випадки прогнозування може мати великі неточності. Для нормального функціонування і забезпеченні точного прогнозу необхідно, щоб метод прогнозування враховував наступні фактори:

- історію електроспоживання системи;
- зміна сезонності;
- кліматичні та погодні зміни;
- структурні зміни в навантаженні;
- людський фактор.

Таким чином, на сьогодні розробка нових методів та алгоритмів прогнозування електроспоживання з урахуванням різного роду неточних та недостатніх даних є досить актуальним питанням.

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		15

Серед існуючих методів прогнозування електроспоживання можна виділити наступні: моделі з ковзним середнім зважуванням, авторегресійні моделі, порогові авторегресійні моделі з фільтрами Калмана, експонентне згладжування, моделі з використанням передатних функцій, моделі непараметричної регресії, нейронні мережі, динамічні нелінійні моделі, моделі на основі теорії класифікації.

Пропонується розглянути найбільш популярні моделі, які передбачають ситуації, в яких при вмиканні навантажень спостерігаються стрибки характеристики, тим самим ускладнюючи процес прогнозування. Такими методами є:

- 1) прогнозування електроспоживання за допомогою нейронних мереж;
- 2) прогнозування електроспоживання за допомогою вейвлет-перетворень та теорії класифікації.

Розглянемо більш детально кожен із зазначених методів прогнозування[2].

3.2. Прогнозування за допомогою нейронних мереж

Необхідною умовою для точної роботи нейронної мережі є наявність якомога глибшої ретроспективної бази даних щогодинного електроспоживання. Мінімальними вимогами до розмірів ретроспективної бази є наявність даних за 3 роки. Такий об'єм необхідним для навчання и подальшого нормального функціонування нейронної мережі[8].

На сьогоднішній день існує велика кількість програмних комплексів за допомогою, яких можна реалізувати нейромережевий метод прогнозування. Однією з таких програм є MATLAB, яку доцільно використовувати через її доступність [7].

Особливістю роботи нейронної мережі, що була створена в середовищі MATLAB є те, що матриці вхідних значень для навчання мережі повинна мати не менше 100 значень в одному рядку.

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		16

Для навчання мережі найбільш розповсюдженими є наступні два алгоритми:

1) Алгоритм Левенберга-Марквардта, який заснований на досягненні найменшої середньоквадратичної помилки. При використанні даного алгоритму навчання мережі припиняється в той момент, коли перестає відбуватися зменшення середньоквадратичної помилки. До переваг даного методу можна віднести швидкість навчання та достатньо малу середньоквадратичну помилку, що становить $3,35E-05$. Однак, при використанні даного методу можливі випадки при яких, помилка на тестовій вибірці є більшою ніж на тренувальній. Тому доцільніше використовувати другий алгоритм.

2) Алгоритм, що заснований на регуляризації Байеса. Суть даного методу полягає в тому, що зміна ваг синаптичних функцій припиняється при досягненні найменшої середньоквадратичної помилки. Навчання, при використанні даного алгоритму є більш довгим ніж при використанні алгоритму Левенберга-Марквардта, однак при цьому досягається мінімальна середньоквадратична похибка (порядка $2,02E-05$)[7].

Однією з нейронних мереж для прогнозування електроспоживання є мережа прямого розповсюдження даних і зворотного розповсюдження помилки (Feed-forward backprop). На рис. 3.1. показана схема даної мережі.

При такій архітектурі мережі для її навчання необхідно задати цільові значення часового ряду, що являються еталоном при отриманні прогнозу і вхідні дані, що підлягають обробці. Після навчання мережа підбирає вагові коефіцієнти таким чином, щоб середньоквадратичне відхилення вихідних значень від еталона було мінімальним. До переваг такої архітектури можна віднести швидкість роботи мережі.

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		17

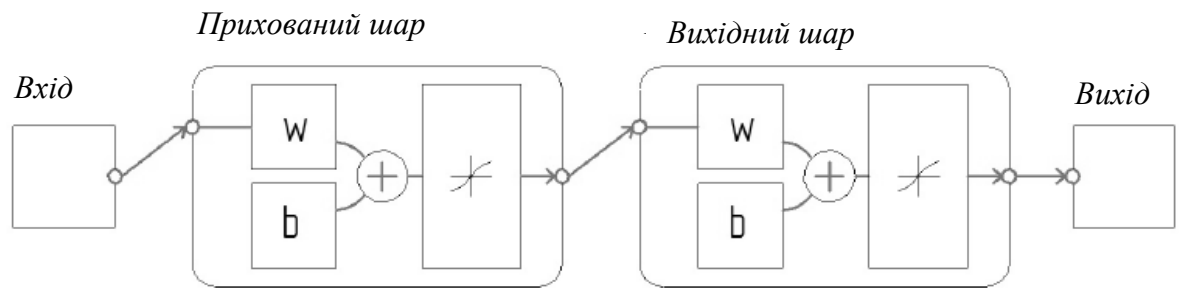


Рис 3.1 Схема нейронної мережі прямого розповсюдження даних і зворотного розповсюдження помилки (Feed-forward backprop)

Недоліками такої мережі є низька точність та неможливість використання для повторного навчання вагових коефіцієнтів, отриманих при первинному навчанні мережі. Іншими словами мережа навчається кожен раз «з нуля», що не сприяє підвищенню точності, а навпаки призводить до різних рішень при одних і тих же даних.

Такий недолік відсутній в мережі, яка представляє собою модель нелінійної авторегресії з зовнішніми входами (NARX). Її загальний вигляд представлений на рис. 3.2. При такій архітектурі мережі необхідно задавати, як вхідні значення функції, так і цільові. Дані на вході, після проходження через мережу, обробляються відповідно до вагових коефіцієнтів, а потім знову потрапляють на вхід мережі, тим самим замінюючи собою зворотне поширення помилки[8].

Це дає можливість застосування отриманих після первинного навчання вагових коефіцієнтів при повторному навчанні мережі, що в свою чергу підвищує точність її роботи. Також, при такій архітектурі помилка в тестовій вибірці нижче, ніж в навчальній, що говорить про правильне навчання мережі.

Тому найдоцільніше використовувати нейронну мережу NARX.

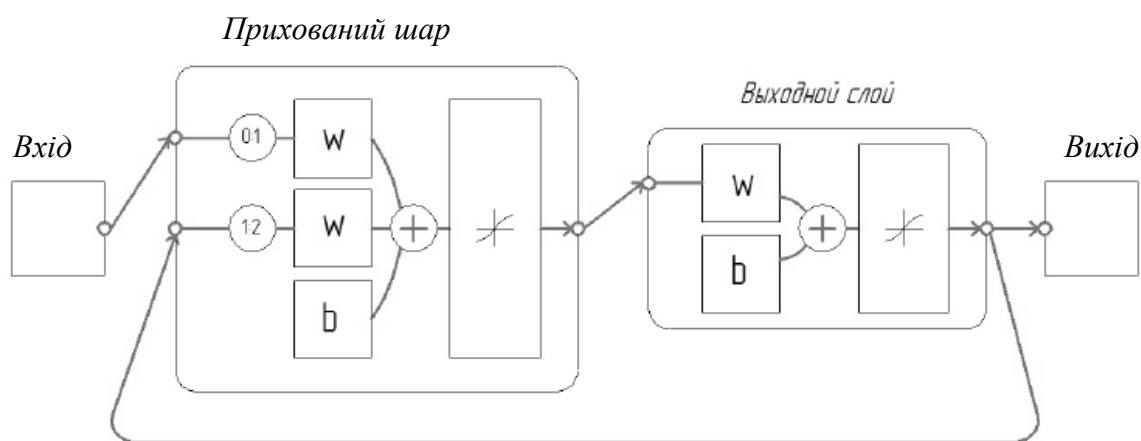


Рис. 3.2. Схема нейронної мережі нелінійної авторегресії з зовнішніми входами (NARX)

При використанні вище зазначених параметрів нейронної мережі прогнозований графік електроспоживання локального об'єкта буде мати похибку до 7%, при нормальних умовах. Але варто пам'ятати що поведіння графіку може бути непередбачуваним в святкові дні, а також в дні з аномальними природними явищами. Тому задля зменшення похибки в нейронну мережу потрібно включити можливість обліку метеофакторів[7].

3.3.Прогнозування за допомогою вейвлет-перетворень та теорії класифікації

Перед початком прогнозування електроспоживання даним методом потрібно здійснити згладження характеристик, оскільки при різкому вмиканні багатьох приладів можуть відбутися стрибки характеристики, що робить прогнозування більш складним, та навіть може призвести до отримання невірних результатів. Тому за допомогою вейвлет-перетворень відбувається згладження цих характеристик [3].

Вейвлет являє собою функцію, що локалізована як в часовій, так і в частотній області, на відміну від функції Фур'є, що добре локалізована по частоті, але не локалізована по часу ($-\infty < t < \infty$), та функції Кронекера, яка на противагу локалізована в часовій області, але не локалізована в частотній.

Високочастотні відхилення початкової характеристики фільтруються вейвлетами та відбувається стиснення даних на відповідних рівнях розкладання.

Для прогнозування графіку електроспоживання потрібно вибрати порядок вейвлету таким чином, щоб по-перше уникнути втрат особливостей функції, а по друге, забезпечити максимальну швидкодію та мінімальний об'єм пам'яті. В більшості випадків рівень розкладання вейвлета залежить від складності самої функції, через те, що апроксимована функція має відповідати наступним параметрам:

1) Отримана функція має бути достатньо схожою на досліджувану та зберігати її особливості;

2) Отримана функція повинна мати малу кількість відліків.

Очевидно, що дані параметри є протилежними і одночасно задовільними ці вимоги неможливо.

Основними вейвлет-перетвореннями для апроксимації функції є

1) за допомогою функцій Хаара;

2) за допомогою функцій Добеші;

3) в орієнтованому базисі.

Основною перевагою функцій Хаара та Добеші над ОБ-вейвлет-перетворенням є те, що часовий ряд має містити парну кількість значень, в той час як в ОБ-вейвет має містити кількість значень, що рівна степеню 3[1].

Для подальших досліджень було обрано вейвлет Хаара.

Вейвлет Хаара визначається на інтервали, довжина якого кратна 2^n , де n – ціле число, що більше 0. Скейлінг – функція являє собою кінцеву імпульсну характеристику розкладання заданого сингалу на низьких частотах(рис.3.3). Материнський вейвлет Хаара являє собою кінцеву імпульсну характеристику розкладання заданого сингалу на високих частотах(рис.3.4).

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
						20
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

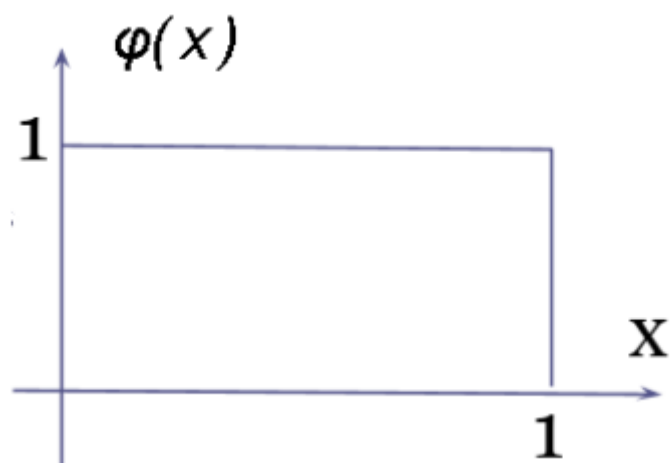


Рис 3.3. Скейлінг-функція

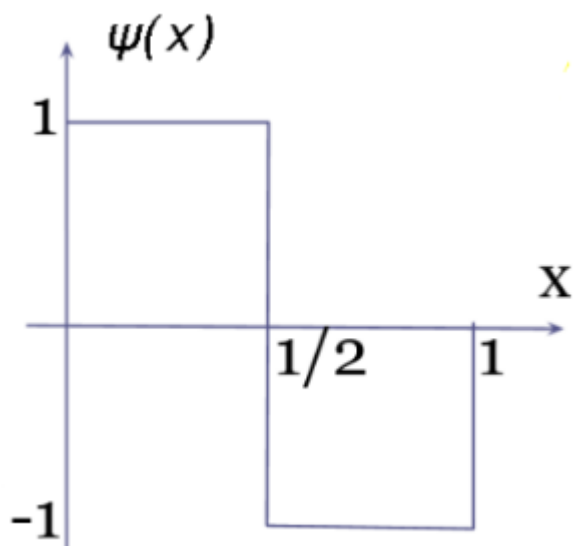


Рис 3.4. Материнський вейвлет

Скейлінг-функція:

$$\varphi(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x < 1 \\ 0, & x \leq 0, x \geq 1 \end{cases} \quad (3.1)$$

Материнський вейвлет:

$$\psi(x) = \begin{cases} 1, & 0 < x < 1/2 \\ -1, & 1/2 \leq x < 1 \\ 0, & x < 0, x \geq 1 \end{cases} \quad (3.2)$$

Зсув та масштабування наведених вище функцій здійснюється за допомогою формул:

$$\varphi_{jk}(x) = 2^{-j/2} \varphi(2^j x - k), \quad (3.3)$$

$$\psi_{jk}(x) = 2^{-j/2} \psi(2^j x - k), \quad (3.4)$$

де j – рівень розкладання, k – інтервал функції, що розглядається:
 $k = 0 \dots 2^j - 1$.

Схема кратномасштабного аналізу, за якою здійснюється вейвлет-перетворення Хаара зображена на (рис.3.5). При кратномасштабному аналізі задана функція розкладається на низькочастотну складову (тренд – згладжену функцію, яка визначається за допомогою коефіцієнтів апроксимації) та високочастотну складову (функцію флуктуації (деталізації), яка визначається за допомогою коефіцієнтів деталізації). На наступному етапі згладжена функція аналогічно знову розкладається на високочастотну та низькочастотну складову, зі зменшенням інтервалу в два рази.

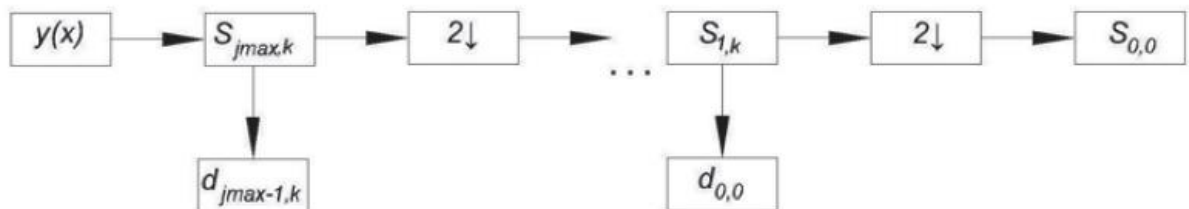


Рис.3.5 Схема кратномасштабного аналізу Хаар-перетворення

Коефіцієнт апроксимації – коефіцієнти, за допомогою яких відбувається згладження функції і утворюється тренд (середні значення початкової функції), для максимального рівня розкладання розраховується за формулою:

$$S_{j_{max},k} = \frac{y(k / 2^{j_{max}})}{2^{j_{max}/2}}, \quad (3.5)$$

де j_{\max} - максимальний рівень розкладання, k – номер інтервалу, що розглядається: $k = 0, \dots, 2^j - 1$, y - функція-оригінал.

Коефіцієнти апроксимації для інших рівнів розраховуються через коефіцієнти попереднього рівня:

$$S_{j-1,k} = \frac{1}{\sqrt{2}} \varphi(x) \cdot S_j, \quad (3.6)$$

де S_j - вектор колонка s – коефіцієнтів на попередньому рівні j (формула 3.6), $\varphi(x)$ - скейлінг-функція.

$$S_j = \begin{bmatrix} S_{j,2k} \\ S_{j,2k+1} \end{bmatrix}, \quad (3.7)$$

Коефіцієнт деталізації – коефіцієнт, що визначає флуктуації функції (зміни навколо тренду).

Для максимального рівня розкладання коефіцієнти деталізації не розраховуються. Для інших рівнів розкладань коефіцієнт деталізації розраховується за формулою 3.8[2].

$$d_{j-1,k} = \frac{1}{\sqrt{2}} \psi(x) \cdot S_j, \quad (3.8)$$

де $\psi(x)$ - материнський вейвлет.

Щоб визначити потрібний рівень розкладання застосовується коефіцієнт подібності $R_{y-y_{АП}}$:

$$R_{y-y_{АП}} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i y_{АПi} - \bar{y}_1 \cdot \bar{y}_{АП}}{\sigma_y \sigma_{y_{АП}}}, \quad (3.9)$$

де y_i -оригінальна функція, $y_{АПi}$ - апроксимована функція, \bar{y} - середнє значення оригінальної функції, $\bar{y}_{АП}$ - середнє значення згладженої функції, N – кількість відлів, i – номер відліку, σ_y - середньоквадратичне відхилення

функції-оригіналу, $\sigma_{y_{АП}}$ - середньоквадратичне відхилення згладженої функції.

Середньоквадратичні відхилення розраховуються за формулами:

$$\sigma_y = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}, \sigma_{y_{АП}} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_{АПi} - \overline{y_{АП}})^2} \quad (3.10)$$

Середнє значення оригінальної функції і згладженої функції розраховуються за формулами:

$$\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i, \overline{y_{АП}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_{АПi} \quad (3.11)$$

Порогове значення коефіцієнту подібності обирається в залежності від задачі. Зазвичай, це значення становить 0,96, і при меншому коефіцієнті подібності функція-оригінал та апроксимована функція вже не можуть вважатися «схожими» між собою. Але для різних вейвлет-перетворень кількість рівнів розкладання задля отримання такого значення є різною. Так для ОБ – це значення дорівнює 2, а для перетворень Хаара та Добеші – 3. Також, кількість обчислень для кожного з перетворень є різною (рис.3.6).

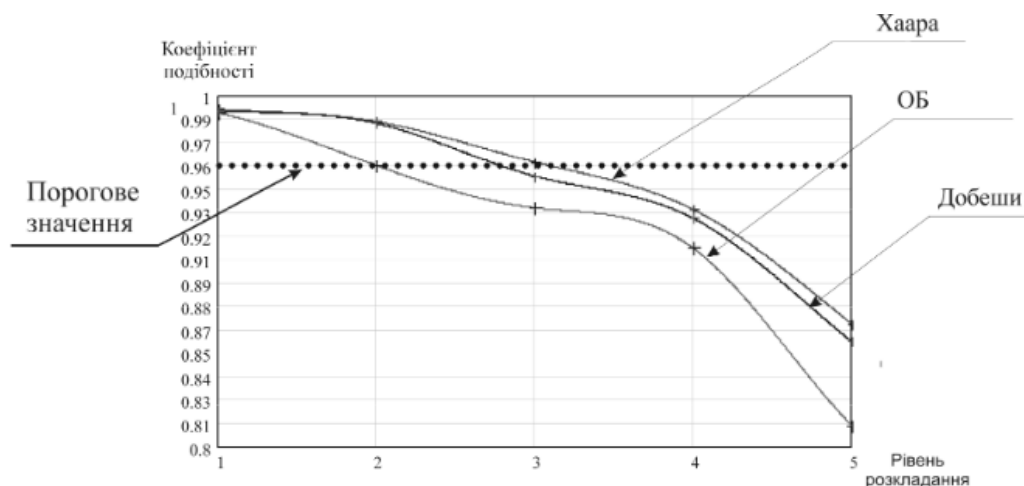


Рис.3.6. Залежність рівня розкладання від коефіцієнта подібності

Далі за допомогою теорії класифікації відбувається пошук графіка електроспоживання по номінальних і рангових ознаках. Таким чином вибирається графік найбільш схожий до заданого. Відповідно, доцільно

створити базу даних, яка буде містити в собі різні варіанти електроспоживання. Для прикладу, це можуть бути електроспоживання об'єкта в різні пори року, в святкові дні та в дні з аномальними кліматичними умовами[4].

Пошук в базі даних відбувається за допомогою використання зображень частин вейвлет - характеристики до заданого моменту часу.

Таким чином класифікацію можна описати наступним алгоритмом:

1. Формування бази даних, яка заповнюється завдяки зняття параметрів електроспоживання при різних умовах.

2. Для кожного існуючого графіку електроспоживання за допомогою вейвлет-перетворення знаходяться зображення.

3. Знаходження серед бази даних найбільш схожого на задану характеристику електроспоживання.

Детальніший алгоритм зображений на рис. 3.7.

Для того, щоб здійснити класифікацію відбувається формування булевських матриць номінальних або рангових ознак $p = |p_{ij}|$, $i, j = \overline{1, K}$, де $p_{ij} - 1$ або 0 , в залежності від характеристики:

$$P = \begin{vmatrix} p_{11} & \dots & p_{1N} \\ \dots & p_{ij} & \dots \\ p_{N1} & \dots & p_{NN} \end{vmatrix}, \quad (3.12)$$

При умові, що всі i та j мають однакові значення ознаки (однаковий клас розбиття), всі елементи матриці номінальних ознак дорівнюють 1 ($i = j$):

$$p_{ij} = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad (3.13)$$

Також, елементи приймають значення 1 при умові, що міра появи ознаки у об'єкта i більша, або дорівнює ознаці об'єкта j .

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
						25
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

$$p_{ij} = \begin{cases} 1, & i \geq j \\ 0, & i < j' \end{cases} \quad (3.14)$$

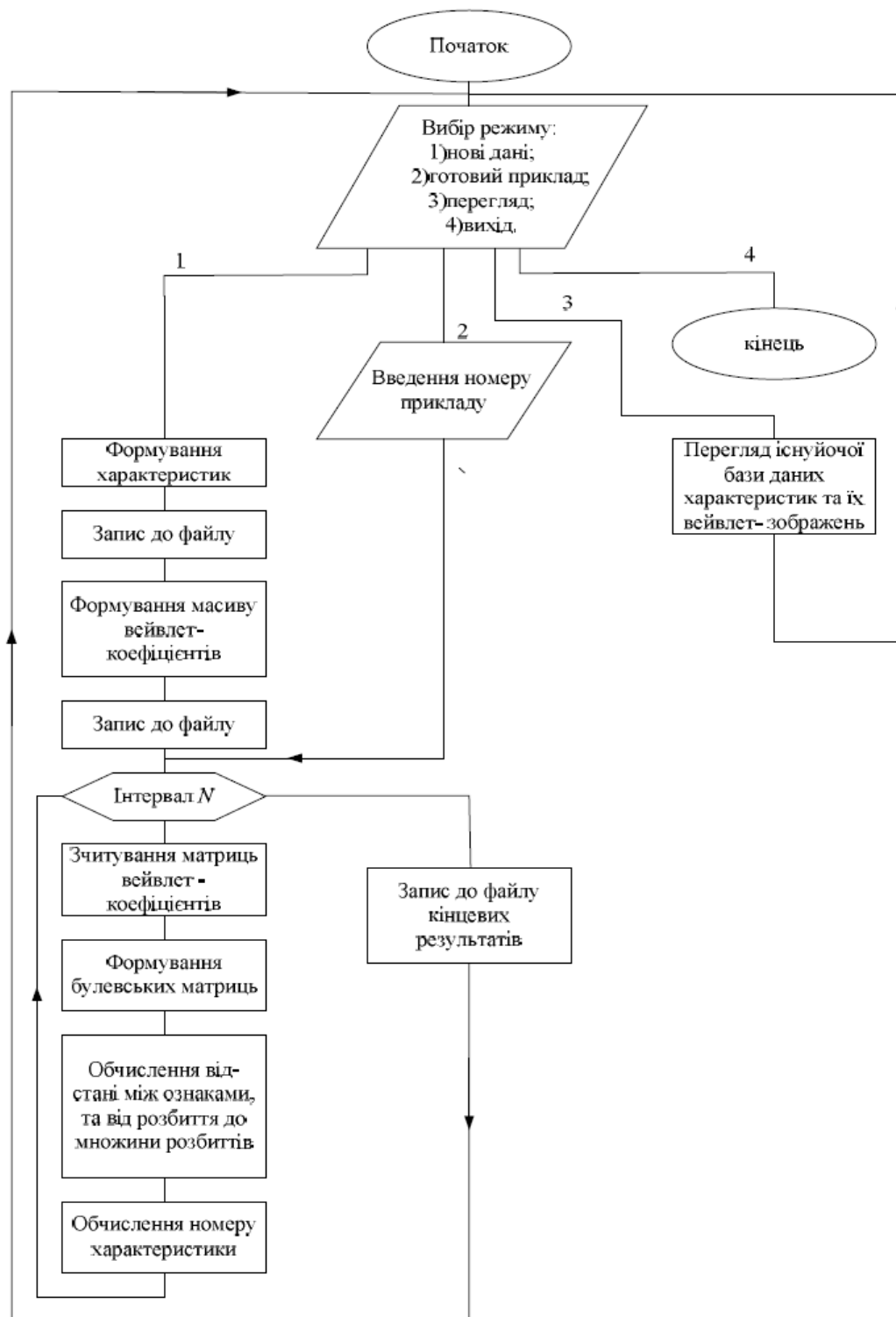


Рис.3.7 Алгоритм програми аналізу електроспоживання

З бази номінальних матриць, що були сформовані створюються узагальнені класифікаційні матриці $P_{Y3j_{\max}-1}, \dots, P_{Y30}$, розмірністю $K \times N$, де K – число характеристик, з якими зрівнюється поточна $N = m^j$ – число відліків графіку спрощення(апроксимації) на кожному рівні розкладання:

$$P_{Y3j} = \left| \begin{array}{ccc} P_{Y310} & \dots & P_{Y31N} \\ \dots & \dots & \dots \\ P_{Y3K0} & \dots & P_{Y3KN} \end{array} \right|, j = j_{\max} - 1, 0, \quad (3.15)$$

Число таких матриць відповідає числу рівнів розкладання. Матриця, що відповідає нульовому рівню має розмірність $K \times 1$. Узагальнені матриці, що були отримані застосовуються для визначання «схожості» даної характеристики з тими, що розміщені в базі.

Елементи a_{ij} матриці відстаней A для заданої характеристики знаходяться як сума елементів кожного рядка узагальненої матриці $P_{Y3j_{\max}-1}, \dots, P_{Y30}$:

$$A = \left| \begin{array}{ccc} a_{1j_{\max}-1} & \dots & a_{10} \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{Kj_{\max}-1} & \dots & a_{K0} \end{array} \right|,$$

$$a_{1j_{\max}-1} = \sum_{i=0}^{m^{j_{\max}-1}-1} P_{Y310}, \dots, a_{Kj_{\max}-1} = \sum_{i=0}^{m^{j_{\max}-1}-1} P_{Y3i0}, \dots, \quad (3.16)$$

$$a_{10} = P_{Y310}|_{j=0}, \dots, a_{K0} = P_{Y3K0}|_{j=0}$$

Після того як матриця A була сформована відбувається сумування елементів кожного її рядка, і в наслідку чого створюється вектор-колонка підсумованих мір схожості, що має розмірність $K \times 1$:

$$A_{Y3} = \left| \begin{array}{c} a_{\sum 1} \\ \dots \\ a_{\sum K} \end{array} \right|, a_{\sum 1} = \sum_{i=j_{\max}-1}^0 a_{1i}, \dots, a_{\sum K} = \sum_{i=j_{\max}-1}^0 a_{Ki}. \quad (3.17)$$

Найбільш схожими графіками до даного є характеристика електроспоживання, номер якої збігається з номером рядка, що має максимальне значення. Значення даної характеристики на наступному етапі беруться як прогнозовані[1].

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
						28
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

4. СТВОРЕННЯ БАЗИ ХАРАКТЕРИСТИК ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ

При створенні характеристик електроспоживання були змодельовані дані реального локального об'єкту (приватного житлового будинку). В базі відображено 21 характеристика з урахуванням сезонності, робочого або вихідного дня, а також людських і природніх факторів. Ці 21 характеристики розподілені наступним чином: 7 характеристик – літній місяць (5 робочих днів і 2 вихідних), 7 характеристик – весняний/осінній місяць (5 робочих днів і 2 вихідних) і 7 характеристик – зимовий місяць (5 робочих днів і 2 вихідних). Графіки робочих днів мають характерні піки вранці та ввечері, що зумовлено середньостатистичним режимом роботи людини. Характеристики, що відповідають вихідним дням таких явних піків у електроспоживанні не мають, оскільки більшість часу людина проводить вдома. Також на форму характеристик впливає сезонність. Так, наприклад, електроспоживання в зимні місяці є більшим ніж в літні через більш довгий світловий день та затрати великої кількості енергії на обігрів (електричний котел, обігрівач, електричні доріжки).

Кожен графік містить 1440 відліків, що відповідають щохвилинним значенням електроспоживання об'єкту, на протязі доби. Приклад такої характеристики зображено на рис.2.1, рис.2.2, рис.2.3. Для зменшення похибки прогнозування електроспоживання кількість характеристик в базі треба збільшити. Оптимальним варіантом є випадок, коли в базі містяться щоденні значення електроспоживання даного локального об'єкта, принаймні за кілька років.

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		29

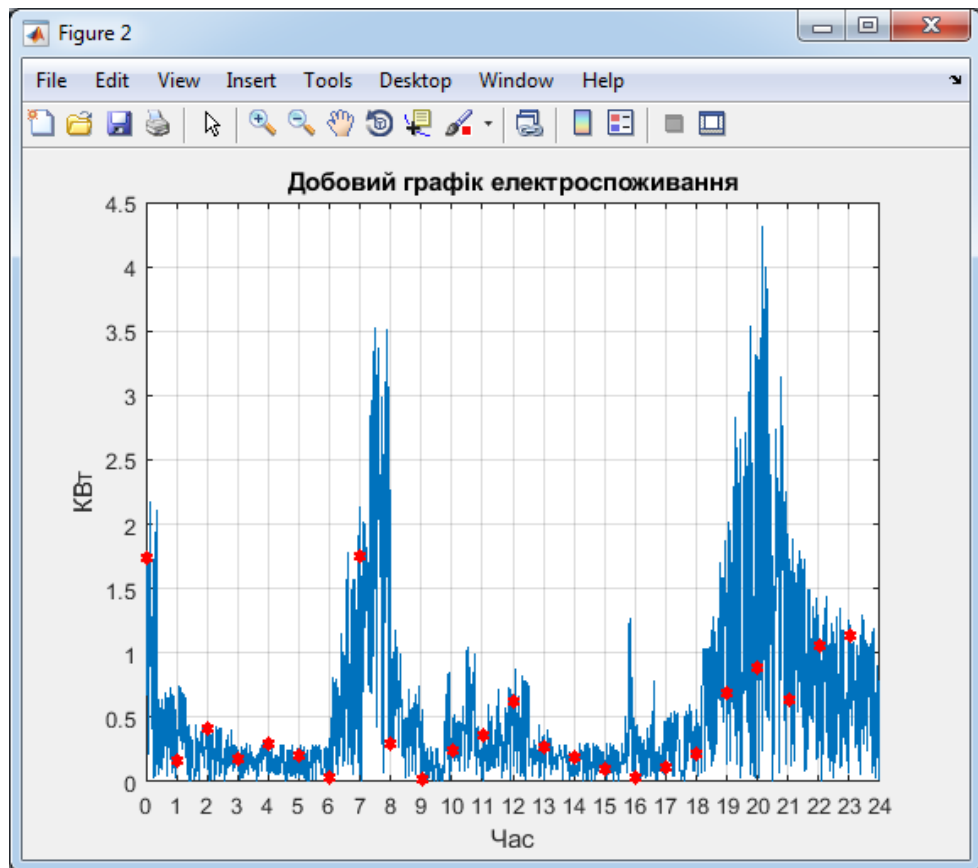


Рис.4.1. Добовий графік електроспоживання об'єкту (літній місяць, робочий день)

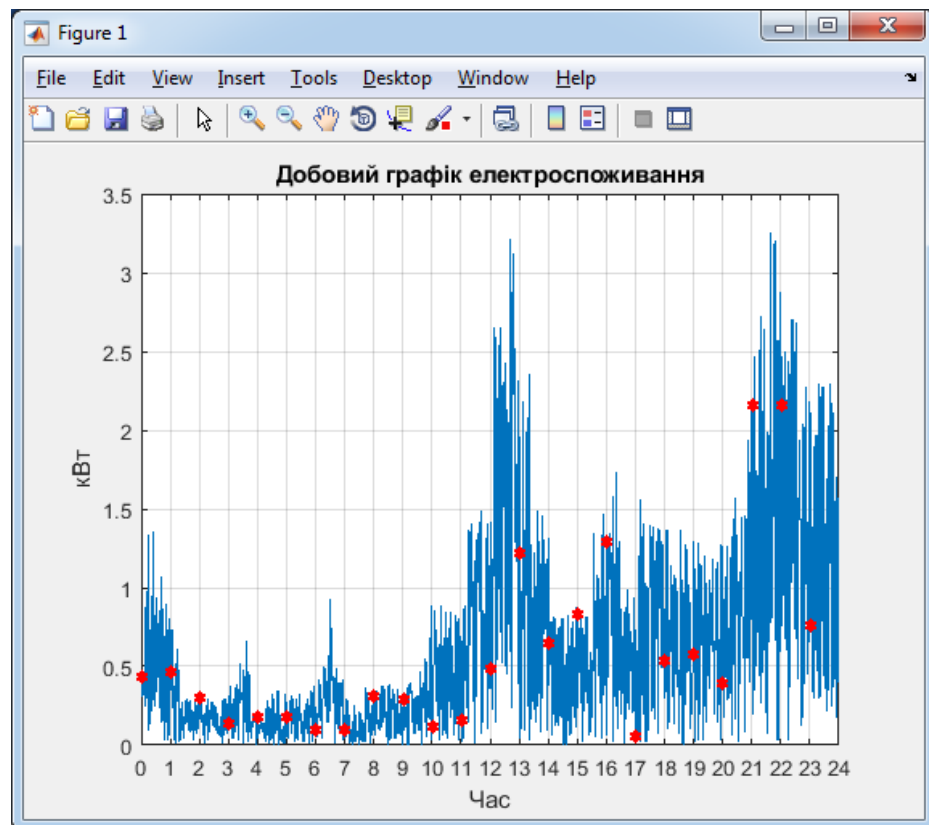


Рис.4.2. Добовий графік електроспоживання об'єкту (літній місяць, вихідний день)

Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

ДС52.521204.001.ПЗ

Арк.

30

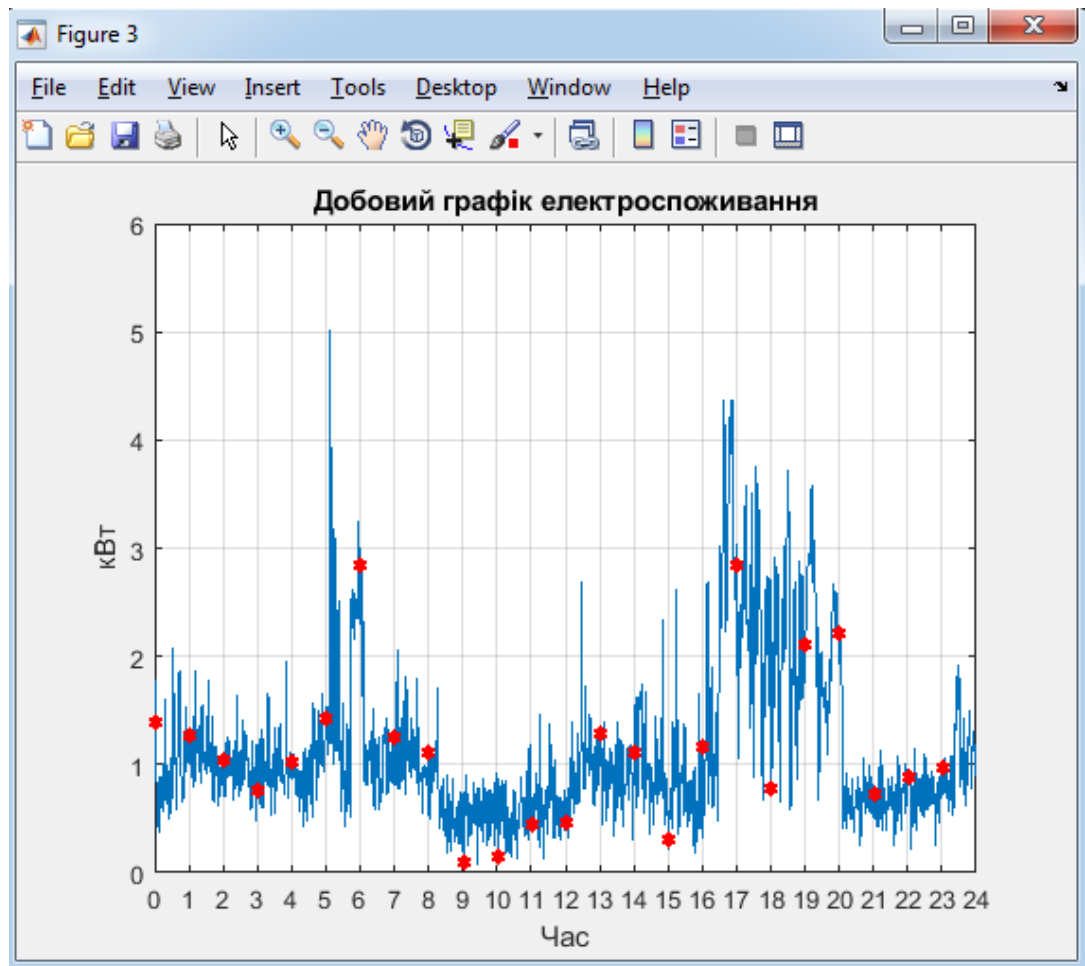


Рис.4.3. Добовий графік електроспоживання об'єкту (зимовий місяць, робочий день)

Для реалізації графіка використовувалась програмне забезпечення MATLAB2018a. Приклад побудови даної характеристики:

```
figure;
x = T;
y = e11;
plot(x,y,'-
h','MarkerIndices',1:60:length(y),'MarkerEdgeColor','r','MarkerFaceColor','r');
xlim ([0 1440]);
ylim auto;
xticks(0:60:1440)
xticklabels(0:24);
grid on;
```

Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

ДС52.521204.001.ПЗ

Арк.

31

xlabel('Час');

ylabel('кВт');

title(Добовий графік електроспоживання), де T – часовий інтервал, що містить 1440 відліків, $e11$ – відповідні щохвилинні значення електроспоживання локального об'єкту.

Реалізація інших характеристик відбувається аналогічно. Для цього змінюється масив значень електроспоживання функція y .

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		32

5. ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ ВЕЙВЕЛЕТІВ ХААРА

5.1. Вибір рівня розкладання

Вибір рівня розкладання відбувається за допомогою коефіцієнта подібності. Для цього з існуючої бази обираємо довільну характеристику електроспоживання і для неї розраховуємо коефіцієнт подібності $R_{y-y_{ПА}}$ за (3.9).

При використанні вейвлетів Хаара необхідно щоб часовий ряд містив кількість відліків, що кратна 2^n , де n – ціле число. Таким чином для того, щоб здійснити перетворення необхідно змінити кількість відліків. Найближчим до щохвилинних значень електроспоживання (1440 відліків) є 2^{10} (1024 відліка). Тому, усі характеристики з бази необхідно зменшити по шкалі часу. Таким чином після проведених перетворень маємо значення, що відповідають кожній 1,40625 хвилині (1хв, 24,375с).

Після оновлення характеристик, обирається довільний графік електроспоживання та здійснюється пряме перетворення Хаара, в результаті якого отримується коефіцієнти апроксимації та деталізації, за допомогою яких відбувається зворотне перетворення потрібного рівня.

Пряме та зворотне перетворення здійснюються за допомогою вбудованих функцій MATLAB:

$[a,d] = \text{haart}(el1)$, де a – коефіцієнти апроксимації, d – коефіцієнти деталізації, $el1$ – масив значень електроспоживання кожні 1,40625 хвилини. Функція здійснює пряме перетворення Хаара, знаходить коефіцієнти апроксимації та деталізації.

$\text{HaarHR} = \text{ihaart}(a,d,1)$, HaarHR – масив значень електроспоживання після першого згладжування. 1 – рівень розкладання. Функція здійснює зворотне Хаар-перетворення (реконструкцію функції).

					<i>ДС52.521204.001.ПЗ</i>	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		33

Figure, - побудова графіку в новому вікні.

x = T, - задання часу по вісі абсцис.

y = HaarHR, - задання значень електроспоживання по вісі ординат.

plot(x,y,'-

h','MarkerIndices',1:60:length(y),'MarkerEdgeColor','r','MarkerFaceColor','r'), -

побудова згладженого графіка електроспоживання після першого рівня розкладання.

xlim ([0 1024]), - встановлення меж по вісі абсцис.

ylim auto, - автоматичне встановлення меж по вісі ординат.

xticks(0:60:1024), – встановлення маркерів після на кожній годині.

xticklabels(0:24), - значення осі x.

grid on, - вмикання сітки.

xlabel('Час'), - назва вісі абсцис.

ylabel('кВт'), - назва вісі ординат.

title('Згладжена характеристика електроспоживання'), - назва графіку.

Згладжений графік електроспоживання першого рівня розкладання зображений на рис. 5.1.

Для спрощення розрахунків, спочатку визначимо середні значення оригінальної та апроксимованої функцій.

Середнє значення оригінальної функції:

$$\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^N y_i}{N},$$

де N – часовий інтервал - 1024.

Для обраної характеристики $\bar{y} = 10.9244$.

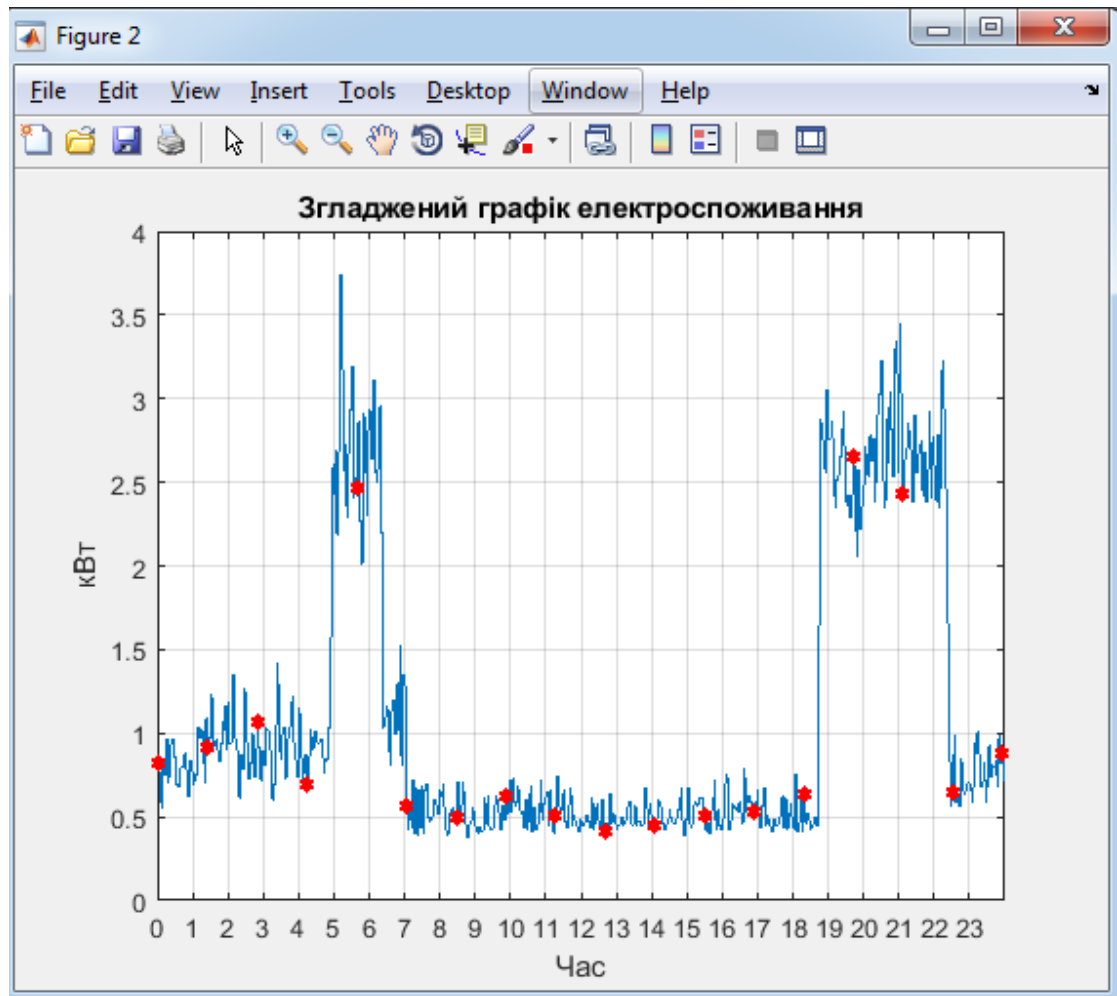
Середнє значення апроксимованої функції:

$$\overline{y_{АП}} = \frac{\sum_{i=1}^N y_{iАП}}{N},$$

де N – часовий інтервал - 1024.

Для обраної характеристики $\overline{y_{АП}} = 10.9244$.

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
						34
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



5.1 Згладжений графік електроспоживання

Розрахуємо середньоквадратичні відхилення функції-оригіналу і згладженої функції:

$$\sigma_y = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} = 8.7066,$$

$$\sigma_{y_{АП}} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_{АПi} - \bar{y}_{АП})^2} = 8.5822.$$

Після розрахунку зазначених вище коефіцієнтів, маємо всі складові для визначення коефіцієнта подібності:

$$R_{y-y_{ПА}} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i y_{АПi} - \bar{y} \cdot \bar{y}_{АП}}{\sigma_y \sigma_{y_{АП}}} = 0.9857$$

Розрахунок даного коефіцієнта в середовищі MATLAB має наступний вигляд:

sredn1=sum(e11)/1024 – середнє значення функції – оригіналу.

sredn2=sum(HaarHR)/1024 – середнє значення функції – оригіналу.

sigma1 = sqrt((1/1023)*(sum((e11-sredn1).^2))) - середньоквадратичне відхилення функції – оригіналу.

sigma2 = sqrt((1/1023)*(sum((HaarHR-sredn2).^2))) - середньоквадратичне відхилення згладженої функції.

R1=(1/1023)*sum(e11.*HaarHR-sredn1.*sredn2)/(sigma1*sigma2) – коефіцієнт подібності.

Аналогічно знайдемо коефіцієнти для інших рівнів розкладання. Для цього по чергово змінюємо в програмі значення рівня розкладання для функції ihaart.

$$R2 = 0.9760.$$

$$R3 = 0.9656.$$

$$R4 = 0.9561.$$

Згладжені характеристики другого, третього та четвертого рівня розкладання зображені на рис.5.2, рис.5.3, рис.5.4 відповідно.

Граничне значення коефіцієнта подібності задамо $R_{y-y_{ПА}} = 0,96$, що відповідає третьому рівню розкладання. При меншому коефіцієнті подібності функція-оригінал та апроксимована функція вже не можуть вважатися «схожими» між собою.

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
						36
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

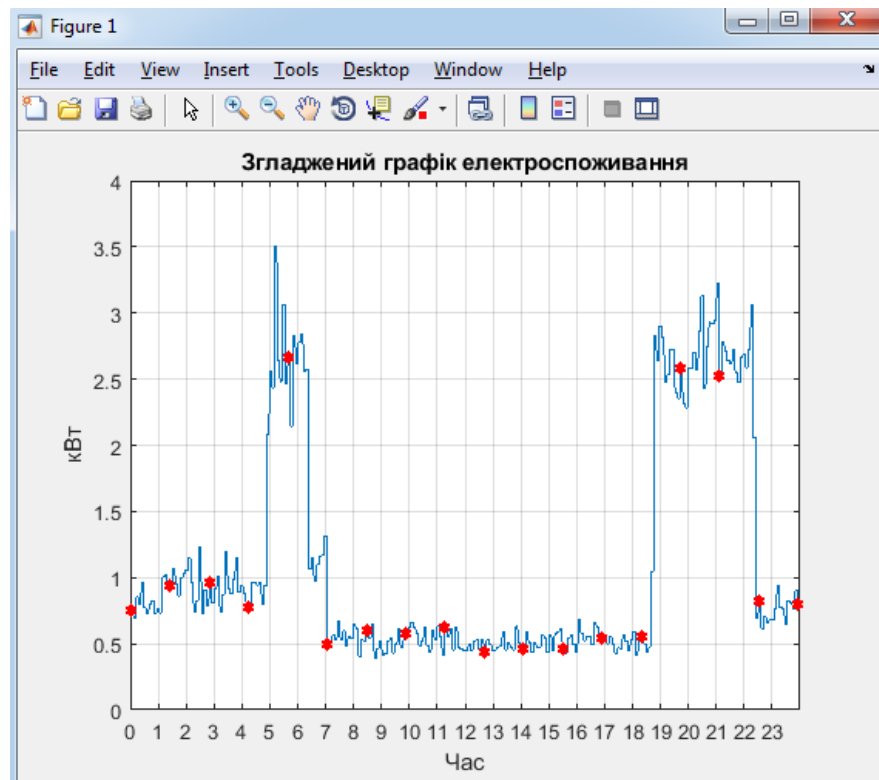


Рис.5.2.Апроксимований графік електроспоживання третього рівня розкладання

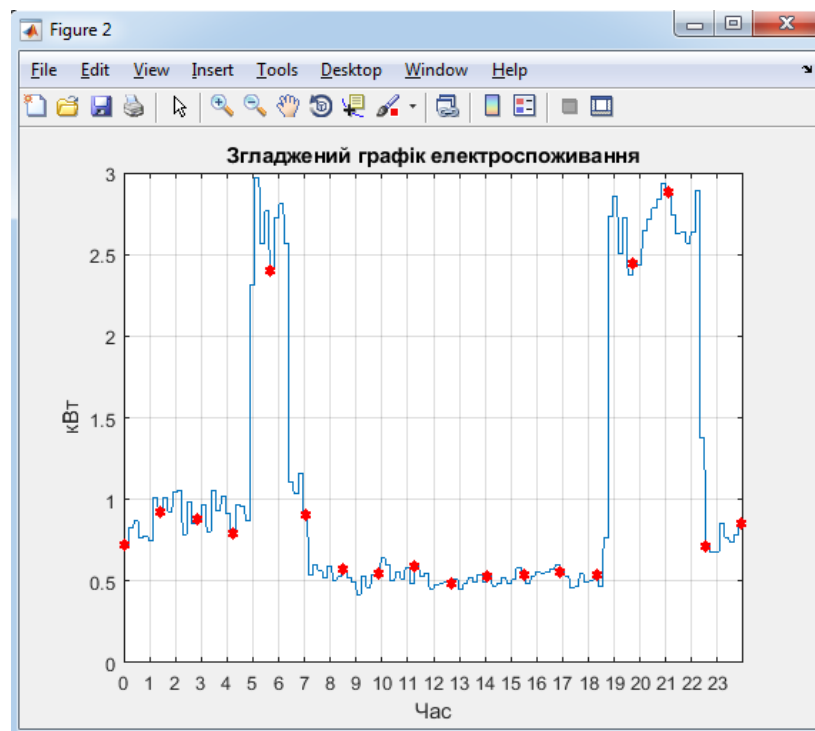


Рис.5.3.Апроксимований графік електроспоживання третього рівня розкладання

Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

ДС52.521204.001.ПЗ

Арк.

37

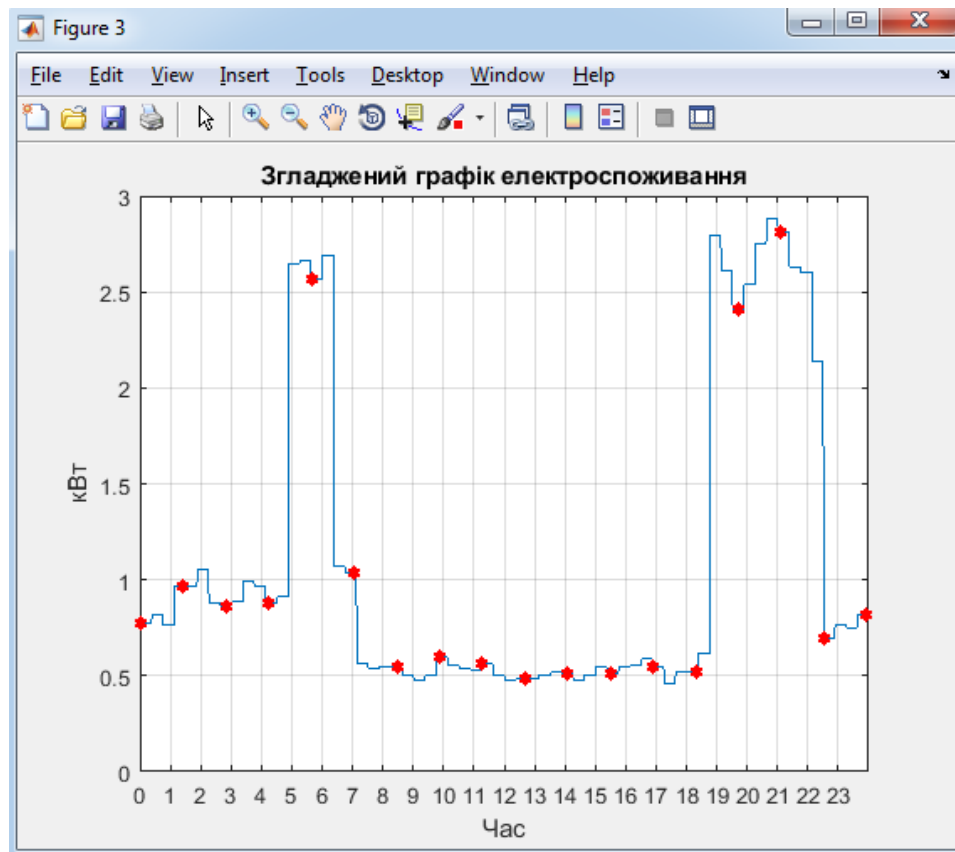


Рис.5.4. Апроксимований графік електроспоживання четвертого рівня розкладання

5.2. Знаходження найбільш подібної характеристики

Маємо поточну характеристику (рис 5.5) електроспоживання, значення якої задані на інтервалі від 00:00 до 12:00. Для того, щоб спрогнозувати електроспоживання на наступні 12 годин доби, потрібно знайти в базі найбільш схожий графік з поточним. Для цього треба знайти коефіцієнти апроксимації кожної характеристики. Коефіцієнт апроксимації розраховується за (3.5.)

Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата

ДС52.521204.001.ПЗ

Арк.

38

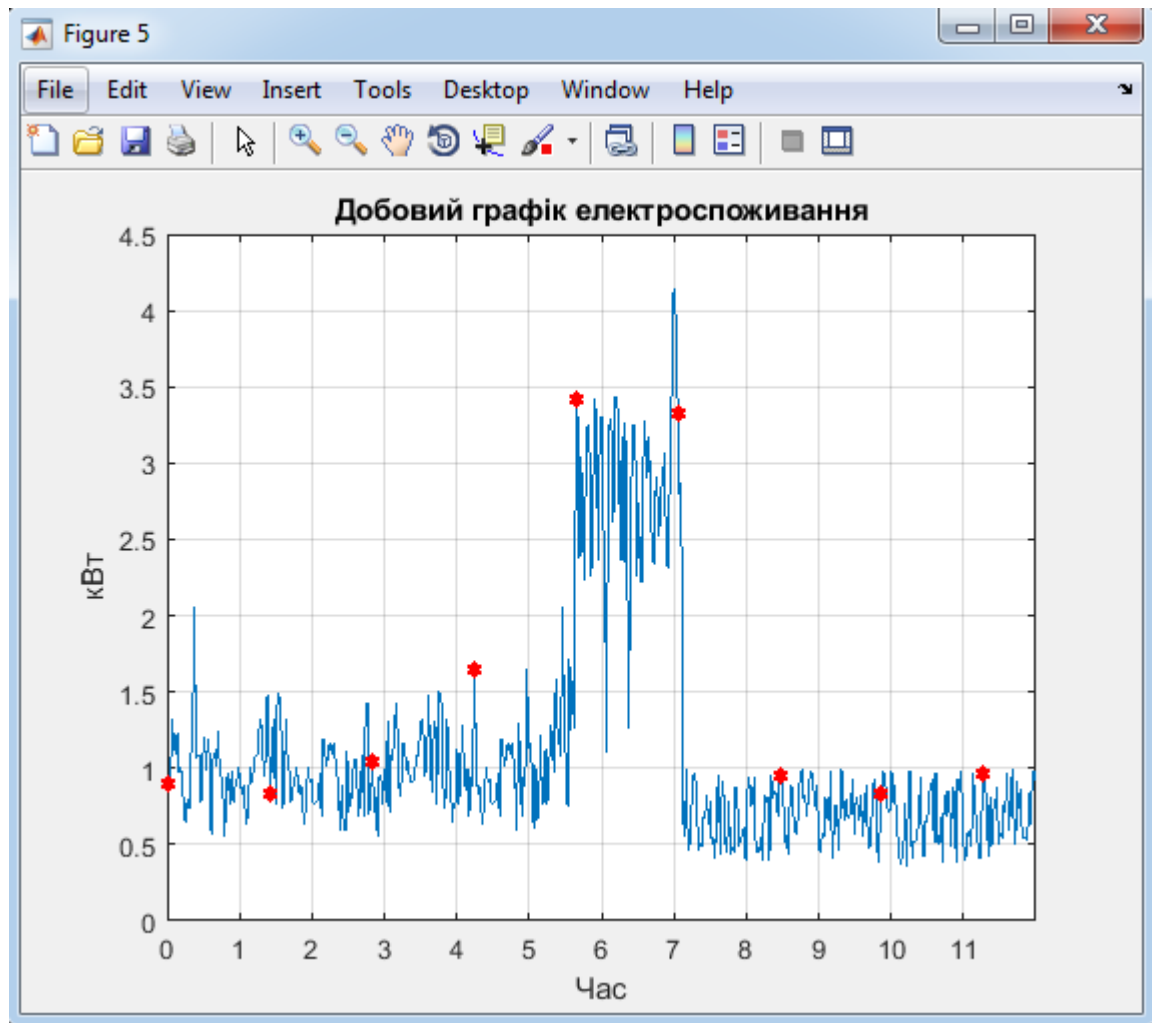


Рис. 5.5 Поточний графік електроспоживання

Вейвлет перетворення Хаара вимагає щоб інтервал, що розглядається був кратний 2^n . Інтервал від 00:00 до 12:00 містить 512 відліків, що відповідає значенню 2^9 . Тому змінювати кількість відліків не потрібно. Коефіцієнти апроксимації знаходяться для 21 характеристики з бази та для поточної характеристики. На першому рівні розкладання буде отримано 256 коефіцієнтів апроксимації, на другому – 128, на третьому – 64.

$$S_{j-1,k}^1 = \begin{vmatrix} 1,157333 & 0,9580119 & \dots & 0,5782038 & 0,6842344 \\ 1,495775 & 1,377984 & \dots & 0,9166681 & 0,8926786 \\ 2,032055 & 2,344791 & \dots & 1,548577 & 1,279401 \end{vmatrix};$$

$$S_{j-1,k}^2 = \begin{vmatrix} 1,509613 & 1,825334 & \dots & 1,01418 & 0,61976 \\ 1,825334 & 1,956597 & \dots & 1,242878 & 1,155368 \\ 2,674229 & 3,594575 & \dots & 1,869088 & 1,695816 \end{vmatrix};$$

$$S_{j-1,k}^3 = \begin{vmatrix} 2,236247 & 0,991137 & \dots & 0,838186 & 0,726044 \\ 2,282105 & 2,593434 & \dots & 0,826256 & 1,106078 \\ 3,447526 & 2,988469 & \dots & 1,599341 & 1,366366 \end{vmatrix};$$

...

$$S_{j-1,k}^{21} = \begin{vmatrix} 2,534201 & 2,913124 & \dots & 1,800676 & 2,132039 \\ 3,85184 & 5,753157 & \dots & 1,938686 & 2,78085 \\ 6,791759 & 6,612271 & \dots & 3,119378 & 3,337216 \end{vmatrix};$$

$$S_{j-1,k}^{\text{поточна}} = \begin{vmatrix} 1,415947 & 0,953976 & \dots & 1,206845 & 0,927111 \\ 1,675789 & 2,475315 & \dots & 1,035909 & 1,508935 \\ 2,935274 & 3,493074 & \dots & 1,645146 & 1,799476 \end{vmatrix}.$$

Для того, щоб спростити подальші розрахунки розіб'ємо весь діапазон від найменшого до найбільшого значення коефіцієнта апроксимації на 10 інтервалів. Найменше значення – 0,1474, найбільше – 21,2003.

Інтервали розбиття наведені у табл. 5.1.

Таблиця 5.1

№ Інтервалу	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Значення коэф.	0-2,2	2,2- 4,4	4,4- 6,6	6,6- 8,8	8,8- 11	11- 13,2	13,2- 15,4	15,4- 17,6	17,6- 19,8	19,8- 22

Таким чином, після проведення зазначеної вище операції матриця коефіцієнтів апроксимації має наступний вигляд:

$$S_{j-1,k}^1 = \begin{vmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 & 0 \end{vmatrix};$$

$$S_{j-1,k}^2 = \begin{vmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 1 & \dots & 0 & 0 \end{vmatrix};$$

$$S_{j-1,k}^3 = \begin{vmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 1 & \dots & 0 & 0 \end{vmatrix};$$

...

$$S_{j-1,k}^{21} = \begin{vmatrix} 1 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 2 & \dots & 0 & 1 \\ 3 & 3 & \dots & 1 & 1 \end{vmatrix};$$

$$S_{j-1,k}^{поточна} = \begin{vmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 1 & \dots & 0 & 0 \end{vmatrix}.$$

Програмно заміна коефіцієнту апроксимації реалізується наступним чином:

for i=1:256

if A(i,1)<2,2 & 0<A(i,1)

x(i,1)=0

elseif A(i,1)<4,4 & 2,2<A(i,1)

x(i,1)=1

elseif A(i,1)<6,6 & 4,4<A(i,1)

x(i,1)=2

elseif A(i,1)<8,8 & 6,6<A(i,1)

x(i,1)=3

elseif A(i,1)<11 & 8,8<A(i,1)

x(i,1)=4

elseif A(i,1)<13,2 & 11<A(i,1)

x(i,1)=5

elseif A(i,1)<15,4 & 13,2<A(i,1)

x(i,1)=6

elseif A(i,1)<17,6 & 15,4<A(i,1)

x(i,1)=7

elseif A(i,1)<19,8 & 17,6<A(i,1)

x(i,1)=8

else A(i,1)<22 & 19,8<A(i,1)

x(i,1)=9

end

end,

де і – лічильник коефіцієнтів апроксимації(на першому рівні розкладання - 256, на другому – 128, на третьому -64).

A – вектор-стовбець коефіцієнтів апроксимації.

X – новий вектор стовбець після врахування інтервалів.

Для побудови узагальнених класифікаційних матриць використовуються (3.13, 3.14.)

$$P_{Y31} = \begin{vmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 & 1 \\ 1 & 1 & \dots & 1 & 1 \\ 0 & 1 & \dots & 1 & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & 1 \end{vmatrix},$$

матриця має розмірність 256x21, де 256 – кількість коефіцієнтів апроксимації на даному рівні розкладання, 21 – кількість характеристик в базі.

$$P_{Y32} = \begin{vmatrix} 1 & 0 & \dots & 1 & 1 \\ 1 & 0 & \dots & 1 & 1 \\ 0 & 1 & \dots & 1 & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & 0 \end{vmatrix},$$

матриця має розмірність 128x21, де 128 – кількість коефіцієнтів апроксимації на даному рівні розкладання, 21 – кількість характеристик в базі.

$$P_{Y33} = \begin{vmatrix} 0 & 1 & \dots & 1 & 1 \\ 1 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ 1 & 1 & \dots & 1 & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \end{vmatrix},$$

матриця має розмірність 64×21 , де 64 – кількість коефіцієнтів апроксимації на даному рівні розкладання, 21 – кількість характеристик в базі.

Програмно узагальнені класифікаційні матриці реалізується наступним чином:

```

for i=1:N
for n=1:M
if x(N,M)=y(N,M)
P(N,M)= 1
else
P(N,M)= 0
end
end
end
end

```

де N-кількість коефіцієнтів апроксимації на заданому рівні розкладання, M-кількість характеристик в базі.

Матриця відстаней формується відповідно до формули 3.15:

$$A = \begin{vmatrix} 207 & 84 & 53 \\ 194 & 96 & 46 \\ 190 & 97 & 48 \\ \dots & \dots & \dots \\ 99 & 10 & 1 \end{vmatrix}.$$

Вектор-стовбець сумарних мір близькостей розраховується за формулою 3.16:

$$A_{y3} = \begin{vmatrix} 344 \\ 336 \\ 335 \\ \dots \\ 110 \end{vmatrix}.$$

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
						43
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Аналізуючи весь вектор-стовбець, бачимо, що найбільш схожим до поточного графіку є графік під номер 1. Таким чином прогнозований графік має наступний вигляд (рис. 5.6):

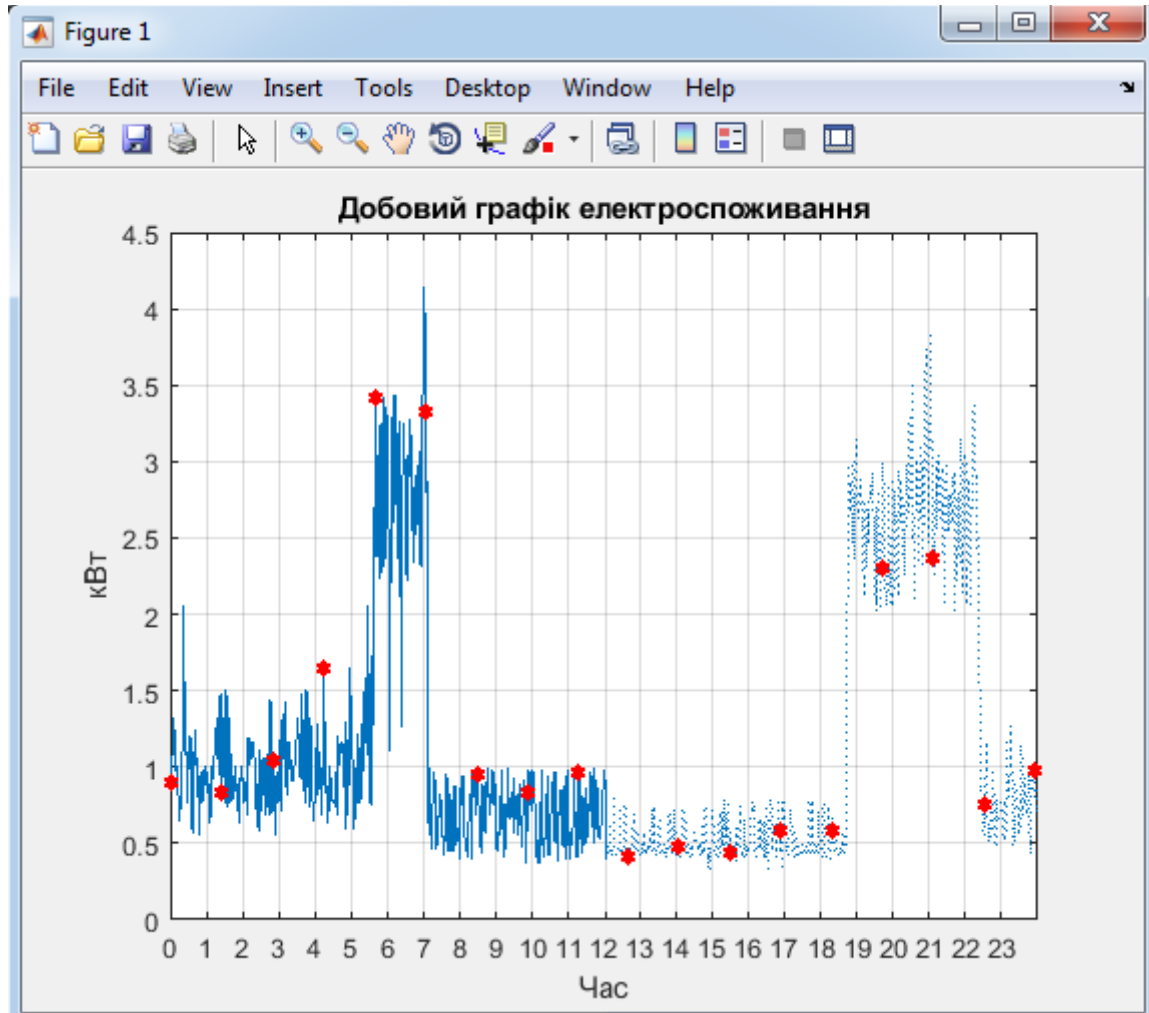


Рис. 5.6 Прогнозований графік електроспоживання

5.3. Подальше застосування зпрогнозованих значень

Як було зазначено раніше, прогнозування електроспоживання надає важливу інформацію для подальшого керування системою та подальшого планування робочих режимів. Розглянемо застосування прогнозу на прикладі житлового будинку з розподіленою генерацією енергії[22].

Прогнозування зазвичай здійснюється на невеликий інтервал часу (до однієї години). Якщо після прогнозування очікується спад або пік тоді

підключається або вимикається додатковий генератор. В разі, якщо пік є короткотривалим система вносить зміни у роботу навантажень. Усі навантажені розподілені за ієрархію. Навантаження найвищого пріорітету мають працювати без змін, усі інші в залежності від обставин можуть бути ввімкнені з затримкою, переведені у «економніший» режим роботи, або тимчасово вимкнені.

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
						45
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

ВИСНОВКИ ТА РЕКОМЕНДАЦІЇ

В ході дипломної роботи були досліджені існуючі методи прогнозування електроспоживання локальних об'єктів та було обрано метод прогнозування за допомогою вейвлетів. Із переваг даного методу, які варто виділити, є те, що при використанні методу прогнозування за допомогою вейвлетів потрібна не настільки об'ємна база даних, як для прогнозування за допомогою нейронних мереж. Також, часу для визначення мір близькостей в обраного методу є витрачається набагато менше ніж при навчанні мережі та проведення обчислень в методі прогнозування за допомогою нейронних мереж. Також, слід зазначити, що обраний метод дозволяє зробити прогноз частини характеристики, обравши схожу характеристику з бази даних, в той час як прогнозування за допомогою нейронних мереж видає прогноз у вигляді однієї точки, а проміжні точки лишаються невідомими.

Для прогнозування електроспоживання у бази були занесені характеристики електроспоживання реального локально об'єкту(приватного житлового будинку) з урахуванням сезонних особливостей, робочих та вихідних днів, а також індивідуальних людських факторів. Сукупність цих факторів може призвести до суттєвих стрибків характеристик, наявність яких суттєво ускладнюють подальше прогнозування. Але даний метод враховує наявність такої ситуації. За допомогою вейвлетів відбувається згладження характеристик та усунення флуктуацій. Серед недоліків варто виділити те що вейвлет-перетворення Хаара можливо здійснити тільки на інтервалі 2^n , де n – ціле ,невід'ємне число. Таким чином, наявності характеристики, що містять 1440 відліків (щохвилинні значення), потрібно було змінити до 1024 відліків 2^{10} . Також в порівнянні з методом прогнозування за допомогою нейронних мереж метод прогнозування за допомогою вейвлетів Хаара є менш точним. Так похибка прогнозування при використанні даного метода становить 5-7%, в той час як похибка прогнозування при використанні метода нейронних мереж не перевищує 5%. Оптимальний рівень розкладання був визначений за

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
						46
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

допомогою коефіцієнта подібності, при заданні граничного коефіцієнта подібності 0,96. Цьому значенню відповідає третій рівень розкладання. Для подальшого виявлення схожості 2х характеристик була використана теорія класифікації.

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
						47
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

[1] Петергеря, Ю. С. Інтелектуальні системи забезпечення енергозбереження житлових будинків [Електронний ресурс] : навчальний посібник / Ю. С. Петергеря, В. Я. Жуйков, Т. О. Терещенко ; НТУУ «КПІ ім. Ігоря Сікорського». – Київ : Медіа-ПРЕС, 2008. – 256 с.

[2] Теория и практика вейвлет-преобразования. ВОРОБЬЕВ В.И., ГРИБУНИН В.Г. ВУС, 1999. С.1-204.

[3] Новиков Л.В. Основы вейвлет-анализа сигналов. Учебное пособие.1999. 152 с.

[4] Введение в вейвлет-преобразование. Robi Polikar, Iowa State University. Автор перевода Грибунин В.Г. Санкт-Петербург. 59 с.

[5] Wavelets and Their Applications (Ed. R Coifman) (Boston: Jones and Barlett Publ., 1992)

[6] Н.М.Астафьева. Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения. 1996. 26 с.

[7] Д.А.Кретов, Р.В.Рузанов. Прогнозирование электропотребления энергосбытовой компании с использованием искусственной нейронной сети. Инженерный вестник Дона. 2015. 9 с.

[8] Саймон Хайкин. Нейронные сети. Полный курс. Второе издание. Москва. 2006. 1150с.

[9] О. Лагуткин та М. Ошурков Проблемы системного описания и исследования параметров электропотребления объектов ценологического типа, Энергоінформ., т. No21(41)., с. 8., 1999.

[10] «Розумний будинок – система домашньої автоматизації VS розумні

гаджети,» [Онлайновий]. Available: <http://vidpoviday.com/rozumnij-budinok-sistema-domashnoyi-avtomatizaciyi-vs-rozumni-gadzheti>.

[11] В. Ходаков, В. Шерсток, К. Степанский та А. Дидак, «Методы

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		48

оценки степени противоречивости знаний с помощью,»

Радиоэлектроника и
информатика, pp. с.132., 1998.

[12] Ю. Якименко, Є. Сокол, В. Жуйков, Ю. Петергеря та О. Іванін,
«Відновлювальні джерела енергії у локальних об'єктах,» в ІВЦ
„Політехніка”,
2001.

[13] В. Барсуков, «Системы безопасности и жизнеобеспечения
интеллектуальных объектов,» в Электроника: наука, технология,
бизнес No3,
2001, pp. с.32-41.

[14]. Г. Кохреидзе, Д. Лаошвили, В. Метревели та Д.
Самарганишвили,
«Компьютерное моделирование и управление электромагнитных
переходных
режимов в автономных гибридных энергосистемах на базе
возобновляемых
источников питания,» в Технічна електродинаміка. Тематичний випуск
„Проблеми сучасної електротехніки” Ч.9, 2002., pp. С.41-53.

[15] М. Imamura, P. Helm та W. Palz, «Photovoltaic System
Technology: A
European Handbook,» в Commision of the European Communities.,
Brussels and
Luxembourg: HS Stephens & Assosiates, 1992, p. 566.

[16] А. Волошко, Т. Лутчин та О. Кладько, «Короткострокове
прогнозування графіків електричних навантажень на основі вейвлет-
перетворення» Энергосбережение. Энергетика. Энергоаудит, No 6, pp. 29-40,
2012.

[17] В. Доманов та А. Билалова, «Анализ прогнозирования

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		49

энергопотребления с различными информационными базами.,» Известия Самарского научного центра Российской академии наук., т. 16, pp. 530-535, 2014.

[18] S. Soliman, Electrical load forecasting: modeling and model construction. Burlington Butterworth-Heinemann, 2016.

[19] С. В. Дубровський та П. П. Кобрін, «Прогнозування графіків електричного навантаження ОЕС України методом суперпозиції графіків

річного та добового електроспоживання,» Проблеми загальної енергетики, No 7, pp. 19-22, 2002.

[20] Т. Терещенко, Ю. Петергеря та Н. Колотов, «Математические основы прогнозного управления полупроводниковыми преобразователями,» Технічна електродинаміка, No 3, pp. 67-70, 2006.

[21] Б. Миркин, Анализ качественных признаков (математические модели и методы), Москва: Статистика, 1976.

[22] Ю. Петергеря та В. Жуйков, «Принципи побудови інтелектуальних систем керування перетворювачами у локальних об'єктах,» в Зб. праць науково-технічної конференції “Экотехнологии и ресурсосбережение. Энергоэффективность и охрана окружающей среды”, Київ, 2001.

[23] V. Zhuikov та J. Petergerya, «Intellectual systems to control energy generation and consumption in local objects,» в Proceeding of 2-nd Conference “Power Electronic Devices Compatibility” PEDC, Zielona Gora, 2001.

[24] Б. Миркин та Л. Черный, «Об измерении близости между различными разбиениями множества объектов,» Автоматика и телемеханика, No 5, pp. 120-127, 1970.

[25] А. М.В., О. Крилов, Л. Прихно та П. Черненко, «Методики і програмні засоби для забезпечення автоматичного та диспетчерського керування електроенергетичними системами,» Праці Ін-ту електродинаміки НАН України., No 26, p. С. 31–38., 2010.

[26] H. Alfares та M. Nazeeruddin, «Electric load forecasting: literature

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
						50
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

survey and classification of methods.,» International Journal of Systems Science, No33, pp. 23-34, 2002.

[27] E. Almeshaiei та H. Soltan, «A Methodology for Electric Power Load Forecasting.,» Alexandria Engineering Journal, т. Vol. 50., p. P. 137–144., 2011.

[28]. Е. Чумаченко та В. Горбатюк, «Алгоритм решения задачи прогнозирования.,» Штучний інтелект., No No 2., p. С. 24–31., 2012.

[29] J. Yamnenko, T. Tereshchenko, L. Klepach та D. Palii, «Forecasting of electricity consumption in SmartGrid.,» в Proceedings of the International Conference on Modern Electrical and Energy Systems, Kremenchuk, 2017.

[30]. В. Манусов та Е. Бирюков, «Краткосрочное прогнозирование электрической нагрузки на основе нечеткой нейронной сети и ее сравнение с другими методами.,» Известия Томского политехнического университета, т. 309, No 6, p. 153–158., 2006.

					ДС52.521204.001.ПЗ	Арк.
						51
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

ABSTRACT

When forecasting electricity consumption, the main information that is used to control the system and the subsequent planning of operating modes is obtained. In modern networks, changes in loads occur quite often and can depend on the seasonality and time of day, and on the characteristics of the consumer, which can lead to accidental changes in consumption. In such cases, the prediction of electricity consumption and the development of monitoring systems can be significantly complicated. Using forecasting data is the calculation of the initial operating modes of systems and their economic indicators. Forecasting using the wavelet transform Haar suggests that there are such jumps. Therefore, this method was chosen for the study.

Before starting to predict the electricity consumption by this method, it is necessary to smooth out the characteristics by wavelet. A wavelet is a function that is localized both in the time domain and in the frequency domain, in contrast to the Fourier function, which is well localized in frequency but not localized in time ($-\infty < t < \infty$), and the Kronecker function, which is on the counterbalance is localized in the time domain, but not localized in the frequency domain.

To predict the power consumption schedule, you need to choose the order of the wavelet in such a way as to avoid loss of features of the function first, and second, to provide maximum performance and minimum memory. In most cases, the level of wavelet decomposition depends on the complexity of the function itself, because the approximated function must correspond to the following parameters:

- 1) The obtained function should be sufficiently similar to the investigated and keep its features;
- 2) The resulting function should have a small number of readings.

The Haar wavelet is defined at intervals whose length is multiple, where n is an integer greater than 0. Scaling is a function of the finite impulse response of a given signal at low frequencies (Fig.1.1). Haar's maternal wavelet represents a finite

impulse response of a given signal to decomposition at high frequencies (Fig.1.2).

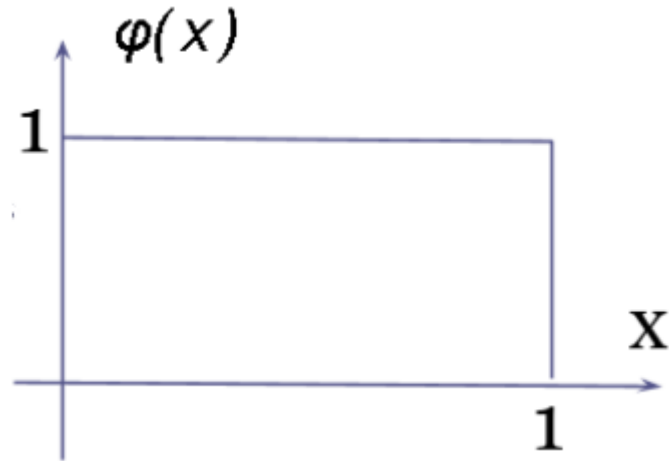


Fig.1.1 Scaling function

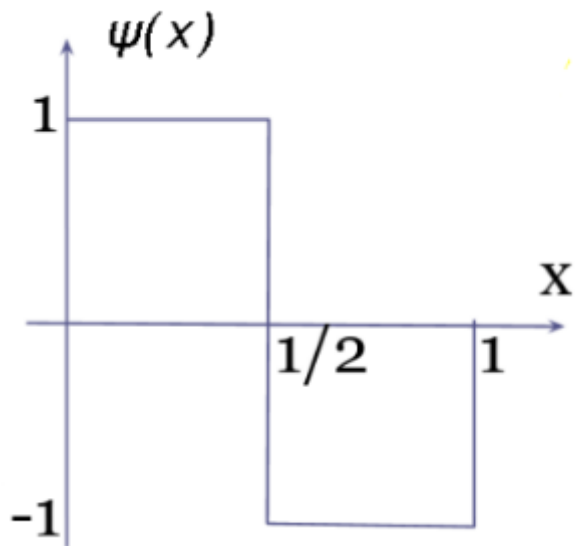


Fig.1.2 Maternal wavelet

Scaling function:

$$\varphi(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x < 1 \\ 0, & x \leq 0, x > 1 \end{cases}, \quad (1.1)$$

Maternal wavelet:

$$\psi(x) = \begin{cases} 1, & 0 < x < 1/2 \\ -1, & 1/2 \leq x < 1 \\ 0, & x < 0, x \geq 1 \end{cases}. \quad (1.2)$$

The offset and zooming of the above functions is done using the formulas:

$$\varphi_{jk}(x) = 2^{-j/2} \varphi(2^j x - k), \quad (1.3)$$

$$\psi_{jk}(x) = 2^{-j/2} \psi(2^j x - k), \quad (1.4)$$

where - j is the level of decomposition, k - is the interval of the considered function: $k = 0 \dots 2^j - 1$.

The scheme of multi-scale analysis, which is carried out by wavelet transformation Haar depicted on (Fig. 1.3). When multi-scale analysis, the given function is decomposed into a low-frequency component (the trend is a smoothed function, which is determined by the approximation coefficients) and a high-frequency component (the function of fluctuation (detail), which is determined by the coefficients of detail). At the next stage, the smoothed function is similarly re-decomposed into a high-frequency and low-frequency component, with a doubling of the interval.

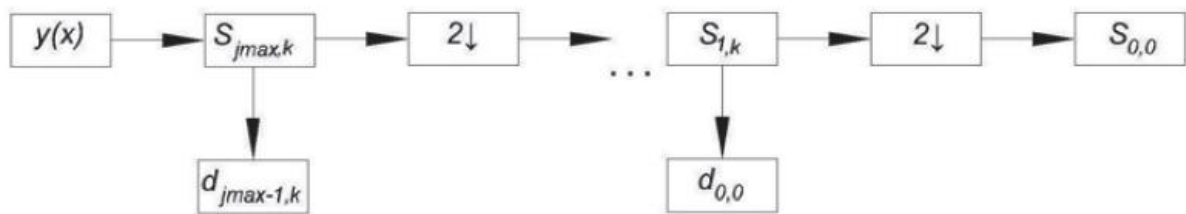


Fig.1.3 Scheme of multi-scale analysis of Haar transform

The coefficient of approximation is the coefficients by which the smoothing of the function takes place and the trend is formed (the mean values of the initial function), for the maximum level of decomposition is calculated by the formula:

$$S_{j_{max},k} = \frac{y(k / 2^{j_{max}})}{2^{j_{max}/2}} \quad (1.5)$$

where j_{max} - maximum decomposition level, k - Number of the considered interval: $k = 0, \dots, 2^j - 1$, y - function is original.

Approximation coefficients for other levels are calculated through the coefficients of the previous level:

$$S_{j-1,k} = \frac{1}{\sqrt{2}} \varphi(x) \cdot S_j, \quad (1,6)$$

where S_j - vector column s - coefficients at the previous level j (formula 1.7).

$$S_j = \begin{vmatrix} S_{j,2k} \\ S_{j,2k+1} \end{vmatrix} \quad (1,7)$$

To determine the desired decomposition level, the similarity factor is applied $R_{y-y_{A\Pi}}$:

$$R_{y-y_{A\Pi}} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \cdot y_{A\Pi i} - y_1 \cdot y_{1A\Pi}}{\sigma_y \sigma_{y_{A\Pi}}} \quad (1,8)$$

The threshold value of the similarity coefficient is chosen depending on the task. Usually, this value is 0.96, and with a smaller similarity factor, the function - the original and the approximated function can no longer be considered "similar" to each other. But for different wavelet transformations, the number of levels of decomposition to obtain such a value is different. So for AB - the value is equal to 2, and for the Haar and Dobeski transforms - 3. Also, the number of calculations for each transformation is different.

Further, with the help of classification theory, a search is made of the graph of electricity consumption by nominal and rank characteristics. This item is chosen by the graph most similar to the given one. Accordingly, it is advisable to create a database that will contain various options for power consumption. For example, this may be the electrical consumption of the object in different seasons, holidays and days with abnormal climatic conditions.

In order to make the classification, the formation of Boolean matrices of nominal or rank characteristics is taking place $p = \begin{vmatrix} p_{ij} \end{vmatrix}, i, j = \overline{1, K}, p_{ij} - 1 \text{ or } 0$:

$$P = \begin{vmatrix} p_{11} & \cdots & p_{1N} \\ \cdots & p_{ij} & \cdots \\ p_{N1} & \cdots & p_{NN} \end{vmatrix}, \quad (1,9)$$

Assuming that all i and j have the same sign values (the same class of partition), all elements of the matrix of nominal attributes are equal to 1 ($i = j$).

Also, the elements take value 1, provided that the measure of the appearance of a sign in object i is greater or equal to the sign of the object j .

From the base of the nominal matrix matrices formed, generic classification matrices are created, the dimension $K \times N$, where K is the number of characteristics with which the current $N = m^j$ equals the number of readings of the simplification (approximation) graph on each decomposition series:

$$P_{Y3j} = \begin{vmatrix} p_{Y310} & \cdots & p_{Y31N} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ p_{Y3K0} & \cdots & p_{Y3KN} \end{vmatrix}, j = \overline{j_{\max}-1, 0}, \quad (1.10)$$

The number of such matrices corresponds to the number of expansion levels. The matrix corresponding to the zero level has dimension. Generalized matrices that were obtained are used to determine the "similarity" of this characteristic with those that are located in the database.

The elements of the matrix of distances A for a given characteristic are the sum of the elements of each line of the generalized matrix:

$$A = \begin{vmatrix} a_{1j_{\max}-1} & \cdots & a_{10} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{Kj_{\max}-1} & \cdots & a_{K0} \end{vmatrix},$$

$$a_{1j_{\max}-1} = \sum_{i=0}^{m^{j_{\max}-1}-1} p_{Y310}, \dots, a_{Kj_{\max}-1} = \sum_{i=0}^{m^{j_{\max}-1}-1} p_{Y310}, \dots, \quad (1.11)$$

$$a_{10} = p_{Y310} \Big|_{j=0}, \dots, a_{K0} = p_{Y3K0} \Big|_{j=0}$$

After the matrix A was formed, the summation of the elements of each of its lines occurs, and consequently a vector column of the summed similarity measures is created, having the dimension K x 1:

$$A_{y3} = \begin{pmatrix} a_{\Sigma 1} \\ \dots \\ a_{\Sigma K} \end{pmatrix}, \quad a_{\Sigma 1} = \sum_{i=j_{\max}-1}^0 a_{1i}, \dots, a_{\Sigma K} = \sum_{i=j_{\max}-1}^0 a_{Ki}. \quad (1.12)$$

The most similar charts for this are the power consumption characteristic, the number of which coincides with the number of the line having the maximum value. The values of this characteristic in the next stage are taken as predicted.